

Ref. 2

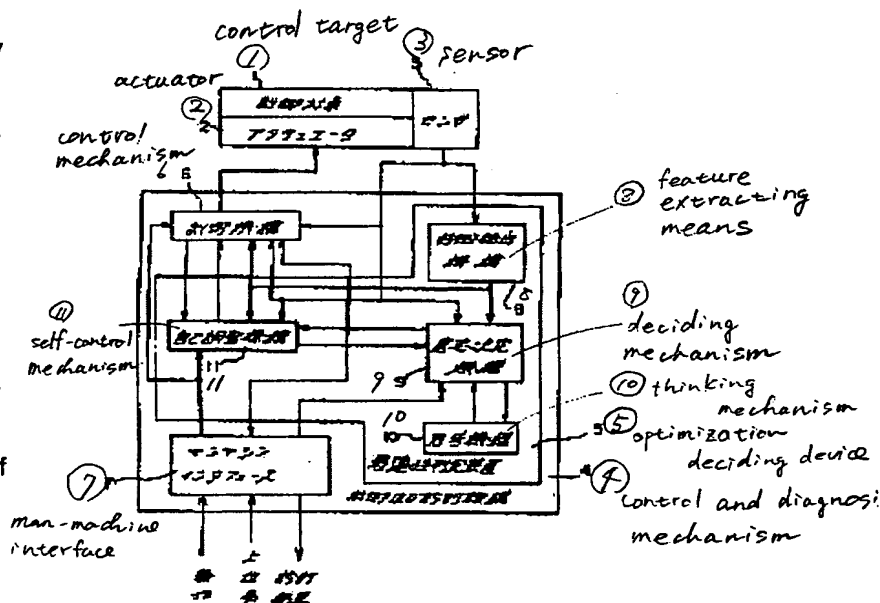
**CONTROL SYSTEM AND OPTIMIZATION DECIDING DEVICE**

**Patent number:** JP4070906  
**Publication date:** 1992-03-05  
**Inventor:** KATAYAMA YASUNORI; MOROOKA YASUO;  
 KAWAKAMI JUNZO; HATTORI SATORU; NAKAJIMA  
 MASAOKI  
**Applicant:** HITACHI LTD  
**Classification:**  
 - international: **G05B13/02; G06F9/44; G06F15/18; G05B13/02;  
 G06F9/44; G06F15/18; (IPC1-7): G05B13/02;  
 G06F9/44; G06F15/18**  
 - european:  
**Application number:** JP19900176986 19900704  
**Priority number(s):** JP19900176986 19900704

Report a data error here

**Abstract of JP4070906**

**PURPOSE:** To improve the controllability by quantizing the perception and the experiences of an expert operator, deciding the manipulated variable of an actuator, and also obtaining an operating point that is changed by the control. **CONSTITUTION:** An optimization deciding device 5 is provided with a feature extracting means 8 which extracts the features out of the output of a sensor 3 and a will deciding mechanism 9 which decides a control policy, a control parameter, a control algorithm, etc., with the outputs of the mechanism 8 and the sensor 3 and based on the knowledge stored previously. Furthermore a thinking mechanism 10 is added to infer a will based on the conclusion obtained by the mechanism 9 because the mechanism 9 takes much time to complete an arithmetic operation together with a self-control mechanism 11 which decides a control executing command of a control mechanism 6 or changes a control command with an instruction of a man-machine interface 7. Then the manipulated variable of an actuator 2 to be set by the assurance of a characteristic pattern is decided by a fuzzy inference, an operating point is stored as an operating command to an actuator 2, and the pertinent command by learning. Thus the satisfactory control performance is ensured.



Data supplied from the esp@cenet database - Worldwide

⑩ 日本国特許庁(JP)

⑪ 特許出願公開

⑫ 公開特許公報(A)

平4-70906

⑬ Int.Cl.<sup>5</sup>

G 05 B 13/02  
G 06 F 9/44  
15/18

識別記号

3 3 0 M  
T

庁内整理番号

7740-3H  
8724-5B  
8945-5L

⑭ 公開 平成4年(1992)3月5日

審査請求 未請求 請求項の数 24 (全31頁)

⑮ 発明の名称 制御システムと最適性判定装置

⑯ 特 願 平2-176986

⑰ 出 願 平2(1990)7月4日

⑱ 発 明 者 片 山 恭 紀 茨城県日立市久慈町4026番地 株式会社日立製作所日立研  
究所内  
⑱ 発 明 者 諸 岡 泰 男 茨城県日立市久慈町4026番地 株式会社日立製作所日立研  
究所内  
⑱ 発 明 者 川 上 潤 三 茨城県日立市久慈町4026番地 株式会社日立製作所日立研  
究所内  
⑱ 発 明 者 服 部 哲 茨城県日立市大みか町5丁目2番1号 株式会社日立製作  
所大みか工場内  
⑲ 出 願 人 株式会社日立製作所 東京都千代田区神田駿河台4丁目6番地  
⑳ 代 理 人 弁理士 鶴 沼 辰 之 外3名  
最終頁に続く

明 細 書

1. 発明の名称

制御システムと最適性判定装置

2. 特許請求の範囲

1. アクチュエータにより動作する制御対象と、前記アクチュエータを制御する制御機構と、前記制御対象とアクチュエータの動作を検出する検出器から構成される検出装置からなる制御システムにおいて、前記検出装置の出力信号から、前記制御対象及びアクチュエータの動作を総合判定し、前記判定結果に基づいて前記アクチュエータ制御機構に制御指令を送信する最適性判定機構を備えたことを特徴とする制御システム。
2. 請求項第1項において、制御機構は上位計算機の情報、又は、制御装置の操作者の操作をもとに指令を発生する前記最適性判定機構の指令と、制御対象の制御量との偏差を減少させるようにフィードバック制御量を決定し、アクチュエータに制御指令を発生する制御装置から構成されることを特徴とする制御システム。

3. 請求項第2項において、最適性判定機構は、前記制御機構の偏差に応じて、指令を変更できる機構を有することを特徴とする制御システム。
4. 請求項第3項において、最適性判定機構は前記制御機構の偏差が予め決めておいた判定基準を超えたことを認知する機構を設けたことを特徴とする制御システム。
5. 請求項第4項において、最適性判定機構は、上位計算機の情報、又は、制御装置の操作者の操作をもとに指令を発生する機構を有し、前記判定基準を超えた時に、指令を変更する機構を設けたことを特徴とする制御システム。
6. 請求項第4項において、最適性判定機構の指令を発生する機構は、制御偏差を減少させるように指令を変更することを特徴とする制御システム。
7. 請求項第6項において、前記最適性判定装置の指令を発生する機構にニューロコンピュータを用いることを特徴とする制御システム。
8. 請求項第1項において、前記最適性判定機構

は、予め記憶した複数の制御方策から最適な制御方策を選択する意志決定機構、前記検出装置より出力された複数の検出信号から、前記選択された制御方策を用い処理指令を発生する制御機構と、前記操作量決定手段により決定した操作量を、個々のアクチュエータの制御指令に変換する指令値計算手段により構成されることを特徴とする制御システム。

9. 請求項第8項において、操作量決定手段に記憶された複数の制御方策とは、知識ベースと推論部より構成された推論制御方策、パターン認識手法を用いた制御方策、フィードバック制御等に用いられる補償器を用いた制御方策、状態モデルを用いた制御方策のいずれかから成ることを特徴とする制御システム。
10. 請求項第1項において、前記最適性判定機構は、前記検出装置の複数の検出信号の複数の組合せパターンと前記複数の組合せパターンに対応したアクチュエータの操作量を記憶する手段を有し、前記検出装置の複数の検出信号の新規

数のノードで構成された別の中間層を複数段有し、前記別の中間層の最終段が、パターンの類似度を判定結果として出力する出力層で構成されたことを特徴とする制御システム。

13. 請求項第12項において、前記指令発生機構は前記パターン発生機構の出力である複数のパターンの類似度から、知識ベースと推論機構を用いてアクチュエータに対する操作量を求め、前記操作量を前記複数のアクチュエータの制御機構に対する指令信号に変換する構成としたことを特徴とする制御システム。
14. 請求項第1項において、前記最適性判定装置の判定結果の良否を判断する機構と、判断結果を外部に報知する手段と、前記最適性判定装置の内容を変更する手段とを有する教示装置を備えたことを特徴とする制御システム。
15. 請求項第1項において、前記検出装置の出力信号を時系列的に記憶する記憶機構を設け、前記検出器の出力と前記記憶機構の出力を前記最適性判定装置へ入力し、前記最適性判定装置で

出力パターンと、先に記憶された出力パターンを比較し、類似度の最も大きい記憶パターンに対する複数のアクチュエータの操作量を出力する構成としたことを特徴とする制御システム。

11. 請求項第1項において、前記最適性判定機構は、前記検出装置からの複数の検出信号の組み合わせから、前記出力信号のパターンの類似度を求めるパターン認識機構と、前記類似度から複数のアクチュエータの個々の操作量を決定し、決定した操作量を前記複数のアクチュエータの指令信号に変換する指令発生機構より構成されることを特徴とする制御装置。
12. 請求項第11項において、前記パターン認識機構は、前記検出装置の複数の出力信号の組合せパターンを取り込む入力層と、前記入力層の出力信号に重みを掛けて加算し、その結果を指定した関数で写像する複数のノードで構成された第1段の中間層と、前記第1の中間層の各ノードの出力信号を入力信号として重みを掛けて加算し、その結果を指定した関数で写像する複数の
- は時間的変化も加味した総合判定を可能としたことを特徴とする制御システム。
16. 複数の検出器の検出信号と、前記検出器の出力信号に応じて制御を実行する複数のアクチュエータ制御機構と、前記複数のアクチュエータの動作により制御される制御対象で構成された制御システムにおいて、前記複数の検出信号の組合せをパターンとして認識し、前記信号の組合せパターンを予め記憶する機能と、予め記憶されたパターンと新規入力パターンを比較する機能、比較結果をパターンの類似度として出力するパターン認識機構と、前記パターンの類似度をファジ推論により各アクチュエータの操作量に変換し、前記操作量を前記各アクチュエータの指令値に変換する指令発生機構とを備えたことを特徴とする制御システム。
17. 請求項第16項において、前記パターン認識機構にニューロコンピュータを用いたことを特徴とする制御システム。
18. 請求項第17項において、前記パターン認識

機構に入力パターンを印加し、前記パターン認識機構が理想出力となるように予め前記パターン認識機構の各ノードの重みを変更するための学習機構を備えたことを特徴とする制御システム。

19. 請求項第18項において、前記学習機構はパターン認識機構の入力層に入力する入力パターン発生機構、前記パターン認識機構の理想出力を発生する出力パターン発生機構、前記パターン認識機構の出力パターンと、前記出力パターン発生機構の偏差を求める比較機構、前記比較結果に基づき、パターン発生機構内のノードの重みを変更する指令、及び前記入力パターン発生機構、出力パターン発生機構の動作指令を発生する学習制御機構で構成されることを特徴とする制御システム。
20. 請求項第16項において、前記複数の検出器の検出信号を時系列的に記憶する記憶機構を備え前記検出器の検出信号と並列に前記記憶機構の出力を前記パターン認識機構に入力する構成

良否を判定し、その判定結果に基づき各出力端子への出力信号を決定する機能を備えた最適性判定装置。

24. 請求項第23項において、システム全体の動作信号の組合せをパターン化し、前記パターンを記憶する機能を有し、記憶された複数のパターンと新規入力信号のパターンとの類似度を求め、前記類似度から、各出力信号を求める推論機能とで構成された最適性判定装置。

### 3. 発明の詳細な説明

#### 〔産業上の利用分野〕

本発明は、複数のアクチュエータにより動作する制御対象を制御する制御システムにおいて、前記制御対象と複数のアクチュエータの動作を総合判断して、個々のアクチュエータの最適制御量を決定する制御システムと最適性判定装置に関する。

#### 〔従来の技術〕

従来の制御装置は、制御対象の動作状態を表わす複数の出力信号を用い、制御を行っているが、個別の出力を見て制御する方式では、制御が局所

としたことを特徴とする制御システム。

21. 複数のアクチュエータで動作する制御対象と、前記複数のアクチュエータの動作および制御対象の動作を検出する検出器よりなる制御システムにおいて、前記複数の検出信号を用いて、制御システム全体の動作を認識し、システム全体としての動作が最適となるように前記個々のアクチュエータの制御量を決定する最適性判定装置を備えたことを特徴とする制御システム。
22. 複数の駆動機構を備え材料を圧延する圧延機の制御システムにおいて、前記複数の駆動機構の状態及び圧延材の状態を検出して、その検出信号に基づいてシステム全体の動作の良否を判定し、前記各駆動機構の操作量に分類して、前記各駆動機構に指令信号を出力する構成とした制御システム。
23. 複数のアクチュエータの動作状態を入力できる複数の入力端子と複数のアクチュエータに対する制御指令を出力する複数の出力端子を有し、前記入力信号に基づき、システム全体の動作の

的になってしまい、システム全体の最適性を考慮できないという欠点があった。

そこで、最近では、複数の信号を用い、全体の最適性を求める傾向がある。制御対象として複雑で、単一の制御装置では制御できない圧延機システムを用い従来の制御装置及び方法の動作を説明する。

圧延機は対向するロールの間隔と、圧延材にかかる張力を制御することにより所望の板厚の鋼材を得るシステムである。ところが、圧延時に発生する損失熱による熱変形や機械的変形等に起因するロール変形により、平坦な鋼材が得られず、このため、平坦な特性を得るために形状制御が開発されてきた。

ところが、圧延の物理的特性が種々の要因により大幅に変化するため、特定の動作点近傍における制御モデルを作って制御しても、多くの場合にそのモデルは実際の圧延機の動作と食い違ってしまう。更に、フィードバック制御の動作点が動き、制御余裕が無くなってしまふ。このため、モデルが正確であれば良好な結果をもたらすフィードバ

ック制御もその能力を充分に発揮できず、勘と経験で操作する熟練オペレータを超えることができないという問題があった。

〔発明が解決しようとする課題〕

上記従来技術は熟練オペレータのノウハウを生かす点に配慮がされておらず、また、制御によって動作点の変更され、制御余裕が無くなっているなど制御性能に問題があった。

本発明の目的は、熟練オペレータのノウハウを取り入れた拡張性に富むとともに、制御によって移動した動作点の情報を有効に活用する制御システムと最適性判定装置を提供することにある。

〔課題を解決するための手段〕

上記目的は、熟練オペレータの勘と経験を定量化し、アクチュエータの操作量を決定すること、及び、制御によって変更された動作点求めることにより達成される。

〔作用〕

熟練オペレータは制御量から特徴的なパターンを抽出し、あいまいな操作（ファジー制御）を行

ごとに制御実行指令を生成するよう制御される。前記制御及び診断機構4は、センサ3の出力を受け制御機構6への指令を発生する最適性判定装置5、前記指令とセンサ3からの出力を用いアクチュエータ2の制御実行指令を発生する制御機構6、及び、上位計算機の情報又はオペレータの操作を入力するとともに、診断結果を出力するマンマシンインターフェース7から構成される。

前記最適性判定装置5は、センサ3の出力から特徴を抽出する特徴抽出機構8、前記特徴抽出機構8と前記センサ3の出力を用い、予め記憶されていた知識をもとに制御方策、制御パラメータ、制御アルゴリズム等を決定する意志決定機構9、前記意志決定機構9の演算には時間がかかるため、予め前記意志決定機構9で求めた結論をもとに順推する思考機構10、及び、前記制御機構6の制御実行指令を判断したり、又は前記マンマシンインターフェース7の指示により、制御指令を変更する自己調整機構11から構成される。

これに対して従来システムは最適性判定装置5

なう。同様に、制御量の積和演算とその結果を非線形回路を過すことによって特徴的なパターンの確信度を求め、各特徴的なパターンの確信度に基づくアクチュエータの操作量をファジィ推論により決定する。また、制御によって移動された動作点をアクチュエータに対する操作指令として記憶し、学習により該操作指令を発生するような最適性判定機構によって、該制御方式は熟練オペレータのように動作するので良好な制御性能を得ることができる。

又、熟練オペレータのノウハウをそのまま制御知識として記憶し、前記知識を用いて制御しても前記と同様の制御性能を得ることができる。

〔実施例〕

以下、本発明の制御システムの一実施例を第1図に示す。

制御対象は、1個又は複数のアクチュエータ2、及び制御対象1やアクチュエータ2の動作状態を検出するセンサ3を含む。前記センサ3の出力は制御及び診断機構4に入力され、アクチュエータ

がなく、一般にはセンサ3の情報は制御機構6へ送信され、アクチュエータ毎に制御するシステムとなっていた。このため、システム全体としての最適性が図れなかったが、本発明のようにシステム全体の最適性を判定する最適性判定装置5を付加することにより、システム全体の最適性を判定できる他、この判定装置により、アクチュエータの変化や、制御対象の変化にも柔軟に対応できるという効果を有する。

以下、本発明を圧延機制御システムに適用した実施例を第2図により説明する。

制御対象1の圧延機システムは、対向する1組のワークロール22の間にはさまれた圧延材23をワークロール22の間に働く圧延力と圧延材23に働く張力により、いわゆるつぶして、引っ張る力により圧延材を薄くし、所望の板厚を得るものであり、ワークロール22を挟んで中間ロール24、中間ロール24を挟んでバックアップロール25が配置されている。前記バックアップロール25には、油圧力等の力を利用した圧下制御

機構26により圧延力が加えられ、その圧延力はバックアップロール25と中間ロール24の接触面を介し、中間ロール24に伝達され、該中間ロール24に伝達された圧延力は、中間ロール24とワークロール22、及びワークロール22と圧延材23の接触面を介し、圧延材23へ伝達され、該圧延力により圧延材23は塑性変形を生じ、所望の板厚となる。ワークロール22、中間ロール24、バックアップロール25は、圧延ロールとも呼ばれる。

ところで、圧延ロール22、24、25のロール巾は圧延材23の板巾より広く、かつ圧延力が加えられているため、ロールが変形する。例えばワークロール22において圧延材の板巾から外れた部分は該圧延力により曲がってしまう。

その結果、圧延材23の端部がつぶされ凸形の断面形状になる。それを防止するためにワークロール22の軸に対し、その間隔が広がる方向にワークロールベンダ27によりワークロールベンディング力 $F_1$ を加え、圧延材23の端部がつぶさ

れるのを防止する。同様に中間ロール24の軸には中間ロールベンダ28により中間ロールベンディング力 $F_1$ を加える。

更に、中間ロールシフト29は、中間ロール24を板巾方向に移動させる。この移動により、ロール22、24、25が圧延材23に加える力を非対称にすることにより、圧延材の板厚の形状を制御する。

一方、圧延を行なうために圧延機に加えられるエネルギーは、圧延材23の塑性変形に費される他に、音、振動、熱となる。この熱に変化したエネルギーは圧延材23を介して放散されるとともに、ワークロール22の温度を上昇させる。この温度上昇に起因し、ワークロール22は膨張し、ロール径が変化するが、そのロール径は一般に不均一に変化する。そこで、ロール径を均一に制御するため、板巾方向に配置された複数のノズル(図示はしていない)、及びノズルを介し冷却液をワークロール22に加えるクーラント制御機構30が設置される。

前記ワークロール22の軸には、圧延材23を移動するための電動機等から構成される速度制御機構31が接続されている。

圧延機に対する制御システムは前記圧下制御機構26、ワークロールベンダ27、中間ロールベンダ28、中間ロールシフト29、クーラント制御機構30、速度制御機構31等のアクチュエータに対する動作指令を発生させる指令発生機構32、前記指令発生機構32に対し、圧延材23の形状が予め記憶された複数のパターンのうちのどの種類のパターンに属するかを判断し、該パターンの確信度を出力するパターン認識機構33、該パターン認識機構33に対し、圧延材23の板圧形状を検出し、出力する形状検出機構34、前記形状検出機構34と、指令発生機構32の出力を記憶する記憶機構35、及び、記憶機構35の情報を用い、パターン認識機構33のパラメータを学習により変化させる学習機構36から構成される。なお、制御対象1は、ワークロール22、中間ロール24、バックアップロール25から構

成される。

アクチュエータ2は、圧下制御機構26、ワークロールベンダ27、中間ロールベンダ28、中間ロールシフト29、クーラント制御機構30、速度制御機構31を含んで構成される。

センサ3は形状検出機構34や、ここでは図示しないが、速度検出機構、圧延荷重検出機構、各種の位置検出機構、張力、板厚検出などの検出器から構成される。

制御及び診断機構4は記憶機構35、指令発生機構32、パターン認識機構33、学習機構36を含んで構成される。

第3図に上記パターン認識機構33の詳細図を示す。パターン認識機構33は、入力セル37、38を含む入力層51と、該入力層51に接続されセル40、41を含む中間層39と、該中間層39に順次直列に接続された中間層47、49及び出力層50とを含んでいる。セル40は重み関数43、46、加算器44及び関数器45を含んでなり、セル41は重み関数48、加算器49、

及び関数器50を含んでなっている。形状検出機構34及び記憶機構35の出力は、前記パターン認識機構33の入力セル37, 38に入力され、該入力セル37, 38では入力された信号が関数値で変換され中間層39へ出力され、中間層39へ入力された該入力セル37, 38の出力は中間層39のセル40, 41へ入力される。入力セル37の出力でセル40に入力された信号は重み関数43で、 $\omega_{i,j}^{k-1}$ 倍され加算器44に入力されるとともに、入力セル38の出力は重み関数46を介し、加算器44に入力される。加算器44は上記重み関数43, 46の出力を加算し、関数器45へ出力する。関数器45は、入力された信号に対して線形又は非線形の関数演算を行い、次段の中間層47へ出力する。

同様に、セル41は入力セル37, 38の出力が入力され、入力層37の出力は重み関数48で $\omega_{i,j}^{k-1}$ 倍化され加算器49、関数器50を介し次段の中間層47へ出力される。

中間層47は、中間層39と同一の構造であり、

る指令値を記憶させておき、最も出力パターンに近い指令値を直接アクチュエータに指示することも可能である。この方式では応答性は良いが後述の方式に比べて制御の精度は若干悪くなる。

次にパターン認識機構33の処理結果は第4図に示す指令発生機構32を経て制御対象1である圧延機システムに印加される。すなわち、パターン認識機構33の出力は指令発生機構32に設けられている操作量決定手段52に入力される。操作量決定手段52では、内部に複数準備された処理機構のうち、入力信号を処理するのに最も有効な処理機構を選択し、処理を実行し操作量を出力する。前記操作量決定手段の結果を用い、指令値計算手段は具体的な各アクチュエータの指令値、例えば圧下制御機構26に対する圧下指令、中間ロールベンダ28に対する中間ロールベンダ指令等を発生する。なお、この指令発生機構32には、パターン認識機構33を介さずに、形状検出機構34の出力を直接入力して、前記内部に準備された複数の処理機構のうち最適な処理機構で処理す

入力層37, 38の出力の代りに中間層39の出力が用いられるものである。

ここで、重み関数43, 46, 48の重みを $\omega_{i,j}^{k-1}$ で表わすと、 $\omega$ はk番目の中間層のi番目のセルに於て、k-1番目の中間層(但し、k=1の時だけは入力セル)のj番目の出力に掛ける重みを示す。

以上のようにパターン認識機構33に入力された信号は、入力セル37, 38、複数段の中間層39, 47, 49を介し、中間層セルから重み関数と加算器を取り除いた形式の出力層50を介し、出力される。なお、入力層51は入力セル37, 38を全て纏めたものを表わす。

このパターン認識機構33の特徴は、単純な積和演算ですみ、フィードバック等の繰返し演算が無いこと、及び、中間層の各積和項はハードウェアで実現する場合、並列に処理ができるため、高速演算が可能であることである。

このパターン認識機構の出力層50の次に予め各出力パターンに応じて各アクチュエータに対す

ることも可能である。しかしこの場合、各種推論機構を用いる場合専門のオペレータの操作方法を十分反映するには、知識ベースを充実する必要がある。

第5図は、前記操作量決定手段52の構成を示すものである。操作量決定手段52は、形状検出機構34、パターン認識機構33からの信号を受け、制御機構141を起動する。該制御機構141は、問題の種類に応じて、知識ベース56を用い、起動する推論を決定する。即ち該制御機構141は、三段論法的に原因を求める必要がある場合にはプロダクション推論機構142を起動し、曖昧な要因がある場合にはファジィ推論機構143を起動し、ある程度の枠組みがある問題に対してはフレーム推論機構144を起動し、因果関係や機器の構成等の関連がネットワーク的になっている問題に対しては意味ネット推論機構145を起動し、診断対象が時間的な順序で動作しているような問題に対してはスクリプト推論機構146を起動する。更に、該制御機構141は前記各種

推論機構で解けない経験的な問題で、高速に最適な解を求めるための最適化演算機構111を起動し、パターンの記憶でき、特徴を抽出するとともに回答が必要な問題を解くための特徴抽出・回答機構110(Rumelhart型ニューロコンピュータで構成)を起動する。操作量決定手段52の処理結果は制御機構141を介して指令値計算手段53へ出力される。

第6図に推論に必要な知識である知識ベース56の構成を示す。前記知識ベース56においては、制御のエキスパートの経験等に基づく外部から入力される知識106は、三段論法的に推論を実行するためのプロダクションルール147、曖昧な情報をもとに推論を行なうための知識であるファジイルール148、診断対象の部品構成などのある枠組みで記述できる知識フレーム149、部品と部品の関連や、常識的な関連を纏めてネットワークの形で整理している意味ネットワーク150、診断対象が順番にある仕事を進める場合にそれらの仕事を整理して記憶するスクリプト

151、及び、上記知識147~151で記述できないその他の知識152に分類されて記憶されている。

第7図に操作量決定手段52の動作の説明図を示す。制御機構141の処理はパターン認識機構33、形状検出機構34、記憶機構35からの情報を整理し、以下の処理に利用できるデータに変換する処理ステップ200、上記ステップ200で準備したデータが無くなる迄取り出し、ステップ202へ渡す繰返し処理ステップ201、前記ステップ201で収集した情報から起動すべき推論機構及び処理を決定するための判断ステップ202、及び、各種推論機構142~146、特徴抽出回答機構110、最適化演算機構111、及び、PID制御等の古典制御や多変数制御等の現代制御のアルゴリズムを実行する一般制御機構203、及び、上記各ステップを終了するために必要なフラグ類のリセット等を実行する終了処理ステップ204から構成される。

ここで各処理機構の役割を述べる。プロダクシ

ョン推論機構142は、オペレータのエキスパートが断片的なプロダクションルールを用いて、論理的な成立関係を組立てる制御に適している。ファジイ推論機構143は、制御対象の注目している状態が変化したならばオペレータはアクチュエータを少し動かすというように定量化できないオペレータのあいまいな(定性的な)知識を計算機で処理できるように定量化して操作量を決定するのに適している。

フレーム推論機構144は、制御装置間の関係等を記述するフレームという知識を用い、注目している制御対象の状態が変化した時に元の状態に戻す場合に、それら装置間の関係を基に操作を行う処理量に関連する機器毎に決定するのに適している。

意味ネット推論機構145は、前記断片的な知識であるフレームを整理し、体系付けてネットワークを作り上げたものであるため、特定のアクチュエータの操作結果がおよぼす影響を求めることができ、補償系を組むのに適している。

スクリプト推論機構146は特定の状態が発生した時の手順的な知識を基に推論するため、故時に決まった手順で対応しなければならないようなシーケンス制御的な制御に適している。

また、特徴抽出回答機構110は、上記パターン認識機構33、形状検出機構34、記憶機構35の入力パターンと前記入力パターンが入力されたときに前記推論機構142~146が出した出力の関係を予め学習させておくと、推論機構142~146が推論を行って出力を決定するのとは異なり、高速に同一の結果が出力できる特徴がある。最適化演算機構111は、制御対象1は通常非線形性が強いので、何等からの原因により動作点が変わると、動作の再設定が必要になり、その場合、最急傾斜法、ダイナミックプログラミング、リニアプログラミング、山登り法、共役傾斜法又はホプフィールド(Hopfield)型ニューロコンピュータ等のアルゴリズムにより計算され、非線形制御対象に対しても最適な応答を行なう。

第8図にプロダクション推論機構142の動作



説明図を示す。制御機構141より起動されるプロダクション推論機構142は、前記制御機構141から起動時にメモリに記憶する入力処理54、前記入力処理54で記憶した情報を1個ずつ取り出し、もし、メモリにパターンの情報が無い時には、プロダクション推論機構142の処理を終了させる終了判断ステップ55を実行する。前記終了判断ステップ55で抽出されたパターンの種類とその確信度を用い、知識ベース56からルールを1個ずつ取り出し、ステップ57で該入力のパターンの種類と該ルールの前提部を比較する。ステップ58は、その比較結果が一致した場合次の処理59を、不一致の場合ステップ57を実行させる。ステップ59は一致した時に前記入力を前記ルールの結論部に置換する。この時の確信度の取扱いはミニ・マックスの理論で、置換前の最小値又は最大値で置換する。ステップ60は前記置換したルールの結論部が操作指令である場合、ステップ61を、結論部が不一致の場合更に推論を実施させるためにステップ57を実行させ

る。

前記結論部が操作指令であるときに、処理61は前記指令値計算手段53へ、結論部及び前記処理ステップで求めた確信度を出力する。

第9図は指令値計算手段53を示す。指令値計算手段53は、前記操作量決定手段52で求めた推論結果である指令及びその確信度を記憶するメモリ62、メモリの指令が全て処理されたか否かを判断し、処理されていたならば指令値計算手段53を終了させるステップ63、処理されていないならば圧下制御機構26等のアクチュエータ27, 28, 29, 30, 31毎の指令を取り出し、各種推論で求めたアクチュエータ操作の程度と確信度を基に、操作量の重心を求め、同一アクチュエータの操作量の重心を寄せ集めて新たな重心を求め対応するアクチュエータの指令とする処理64から構成される。

このような指令値計算手段53を設けることで各種推論142~146、特徴抽出・回答機構110、最適化演算機構111、一般制御機構

203で個別に求められたアクチュエータへの指令を統一的に扱える特徴が有る。

第10図に、前記学習に必要な入力切り換え装置125の構成を示す。該入力切り換え装置125は、学習機構により制御されるスイッチ機構156を用い、形状検出機構34の出力と学習機構36の出力の一方を入力層51に出力するものである。第10図におけるスイッチ機構156の状態は学習を行なう状態を示す。

第11図に学習機構36の構成を示す。学習機構36は、入力パターン発生機構65、出力パターン発生機構67、出力突合せ機構66、及び、学習制御機構68から構成される。前記出力突合せ機構66は、出力層50の出力を指令発生機構32と前記突合せ機構66へ出力するための分配器139の出力 $o_1, o_2, o_3$ と、出力パターン発生機構67の出力 $o_{T1}, o_{T2}, o_{T3}$ との差を加算器161, 162, 163により、偏差 $e_1, e_2, e_3$ として求め、学習制御機構68に出力する。なお分配器139の出力 $o_1, o_2, o_3$ は入

力パターン発生機構65の出力がパターン認識機構33(ルメルハート(Rumelhart)型ニューロコンピュータ)の入力層51に入力されることにより発生する。このとき、該入力パターン発生機構65と該出力パターン発生機構67は前記学習制御機構68に制御される。

第12図に前記学習過程における荷重関数 $w_{ij}^{(4,3)}$ と学習制御機構68の関係を示す。前記加算器161の出力である偏差 $e_k$ を受けて、学習制御機構68はパターン認識機構33を構成するセル40の荷重関数 $w_{ij}^{(4,3)}$ の値を、前記偏差が減少する方向に変化させる。

第13図に前記学習制御機構68の処理概要170を示す。学習機構36が起動されると、学習制御機構68の処理170が起動される。該処理170は、前記入力パターン発生機構65、出力パターン発生機構67を起動し、教師信号である入力と、希望出力を発生する前処理171、前記偏差 $e_k$ の値、又は、前記偏差自乗和が許容範囲以内になるまで以下のステップ173, 174,

175を繰り返すステップ172, 出力層50に近い中間層から入力層51に向けて注目する中間層を順次抽出するステップ173, 該中間層において順次注目するセルを抽出するステップ174, 及び偏差 $e_n$ が小さくなる方向へ抽出したセルの荷重関数 $w_{ij}$ , 43を変化させるステップ175, および、学習過程を終了させるためのステップ176から構成される。

このような学習機構を設ける事により、それ迄考慮されなかった新しい現象が発生し、それに対する対応策が決定したならば、その知見を反映できる特徴がある。

第14図は、第2図の記憶機構35の構成を示す。記憶機構35は、指令発生機構32, 形状検出機構34の出力が入力されるメモリ要素69, メモリ要素69の内容が一定時間経過後に転送されるメモリ要素70, 及び順次メモリ要素にデータが転送され特定時間経過後に到達するメモリ要素71から構成され、各メモリ要素69, 70, 71の内容はパターンの微分や積分を行なうため

すると、ゲート73, 76がオンし、ゲート75がオフし、メモリ要素74の内容はメモリ要素79に記憶され、メモリ要素74, 77, 79の情報は入力層51に入力される。

このようなメモリ72を設けることにより、パターン認識機構33の入力層51, 中間層39, 47, 49, 出力層50のセルの数を大巾に減少できる効果がある。

第16図に学習機構36の入力パターン発生機構65と出力パターン発生機構67に制御対象シミュレータ80を用いている例を示す。

出力パターン発生機構67においてオペレータの操作又はデータによって発生した形状パターンは、学習機構に別に設けられ第2図の指令発生機構32と同一の機能を持つ指令発生機構32Aに入力され、指令発生機構32Aではパターンに応じて各種アクチュエータの指令を発生し、該指令は入力パターン発生機構65に設けられた制御対象シミュレータ80に入力され、制御対象である各種アクチュエータ26, 27, 28, 29,

の演算機構510を介し、パターン認識機構33, 学習機構36へ入力される。

この記憶機構35により、形状検出機構34や、指令発生機構32の時間的变化を考慮できる。例えば微分、積分等の動作が行なえるようになる。

第15図には、クーラント制御のノズルの影響が、ノズルの位置から一定長のみに影響を与えるため、ノズル近傍の入力を使ってパターンを認識する機構を示す。形状検出機構34の出力はパターン認識機構33のメモリ72に入力され、メモリ72に入力された信号はゲート回路73を介し、メモリ要素74に入力され、メモリ要素74に入力された信号はゲート回路75, 76を介しメモリ要素77, 78へ入力され、ゲート回路73, 76がオフにするとゲート回路75はオンとなり、クロックに同期して、メモリ要素74の情報はメモリ77へ、又、一定時間経過するとメモリ要素74の信号がメモリ要素78へ到達し、メモリ要素77の信号がメモリ要素74に達し、次のクロックでメモリ要素74, 77, 78の信号が一巡

30, 31及び制御対象1の圧延機を含めた動作を模擬し、その応答が悪い時には指令発生機構32A, 制御対象シミュレータ80のパラメータを変更するためのパラメータ調整機構81を用い前記制御対象シミュレータ80の出力を所望の形状になるように調節し、パターン認識機構33の入力とする。

以上説明した構成の制御方法の動作を具体例を用いて以下に述べる。

パターン認識機構33を構成するニューロコンピュータの中間層39, 47, 49の荷重関数 $w_{ij}$ , 48の値の初期値は当初、乱数又は適当な値、例えば荷重関数を取り得る値(0~1, 0とすると)の半分(0.5)に設定する。この時に、例えば、第17図の入力パターン発生機構65が生成した凹型の圧延機形状パターンを入力しても、出力層50の出力において凹であるという出力信号線90の出力は1にならず、又、出力層50の出力線91の出力である凸である確率は零にならない。

そこで出力層50の出力線90に対応する学習機構36の出力パターン発生機構67の出力線92は1を、出力線91に対応する出力パターン発生機構67の出力線93の出力を零に出力する。これらの出力を受けて、出力突合せ機構66は理想的な出力（出力パターン発生機構67の出力）と、パターン認識機構33の出力の偏差を受け学習制御機構68は、パターン認識機構33の荷重関数 $\omega^i_{ij}$ の大きさを該偏差が減少する方向に、該偏差の大きさに比例して変更させる（第12図参照）。このアルゴリズムの代表例として最急傾斜法がある。

第13図の処理に従って、順次荷重関数の重みを変更し、第12図の $e_k$ の自乗和が許容範囲内に収まると、学習機構36の動作が終了する。

学習終了後、第17図の入力パターン発生機構65の出力パターンと同じ波形が第2図の形状検出機構34から入力されると、パターン認識機構33は、出力層50の出力線90から1を出力し、出力層50の出力線91から零を出力する。

第20図に、圧延材の時間的変化を考慮した圧延材形状を示す。圧延機ワークロール22の直下の状態は $t_0$ で、その時の値は $x_0$ である。計算機のサンプリング周期を $T$ とすると、 $T$ 秒前の $t_1$ 時点に於ける板厚の高さは $x_1$ 、 $T \times n$ 秒前の $t_n$ 時点に於ける板厚の高さは $x_n$ 、...である。

即ち、 $t_1$ の時点で、高さ $x_1$ が記憶機構35に入力され、第14図のメモリ要素69に記憶される。次のサンプリング時点である $t_2$ の高さ $x_2$ が、記憶機構35に入力されると、そのタイミングでメモリ要素69のデータ $x_1$ はメモリ要素70に転送されるとともに、メモリ要素69の内容は、 $x_2$ に書換えられる。

一方演算機構510は、前記メモリ要素69、70の内容を用いて各種演算を行なう。例えば、微分値が必要な時には、 $(x_2 - x_1) / T$ 、積分器が必要な時には $(x_1 + x_2) \times T$ となる演算を実行すれば良い。即ち、微分器は、形状の変化速度を求めることができるので、パターン認識機構33は変化に対する応答性を向上できる。

次に、凸型と官われている第18図に示す波形が入力され、しかも、学習が終了していない場合、パターン認識機構33の凸型を表現する出力線91の出力が1で、その他の出力90が零になるパターンにならない。そこで前述のように、典型的な凸型のパターンを入力信号として、出力パターン発生機構67の出力は、前記出力線91、90の出力に対応する値を夫々1、0なるようにする学習機構36は、該荷重関数 $\omega^i_{ij}$ を変化させ、学習が完了した時に、前記パターン認識機構33に、第18図の凸型の波形が入力されると、第17図の前記出力層50の出力線91は1に、出力線90は零になる。

その結果、第19図(a)の波形がパターン認識機構33に入力され、その出力は、出力層50から前述のように予め入力された凸型の波形であることを示す出力線91によりその波形に類似している度合を確信度40%として出力されると同時に、凹型の波形であることを示す出力線90から確信度50%として出力される。

一方、積分器は、ノイズ等に対し除去作用が有るなどの特徴を出す事ができる。

これら、微分器、積分器、及び時間的要素が入っていない比例要素等の機能をパターン認識機構33に持たせることができる。

更に、記憶機構35で記憶されたデータも必要に応じ、学習時に活用する入力パターン発生機構65に利用できる。

ところで、第21図に示すように、 $t_0$ 時点に於ける圧延機のロール軸方向の圧延材の板厚を $x_0^1, x_1^1, \dots, x_{n-1}^1, x_n^1$ とし、同一位置に於ける $T$ 秒(サンプリング周期)前の板厚の状態を、 $x_0^2, x_1^2, \dots, x_{n-1}^2, x_n^2$ とすると、ある時点 $t_1$ では、第15図のメモリ要素74、77、78にそれぞれ $x_1^1, x_{n-1}^1, \dots, x_n^1$ が記憶される。メモリ要素79には、前述のメモリ機構35と同様な構成を行っているので、 $T$ 時点前の時点 $t_1$ データである $x_0^1, x_1^1, \dots, x_n^1$ がメモリ要素79他に記憶されている。

第22図にプロダクションルール又はファジイ

ルールの一例を示す。(第6図プロダクションルール147, ファジイルール148に対応)。

前記、パターン認識機構33で凹型50%の確信度として出力を得ると、プロダクションルールの前提部と照合し、凹型ルール180と一致する。その結果、ペンダを弱める(程度はSmall)ルール181が得られる。一方凸型の確信度40%で、前提部182と一致し、その結果、ペンダを強める(程度大)が得られる。

その結果、第23図に示すように指令発生機構32は、前記ルールとの照合の結果、ペンダの操作量は凸型の確信度50%なのでBの斜線部の面積で表される。一方、凹型の確信度が40%でSである確信度40%なので、第22図のSの斜線部の面積となる。次に上記指令発生機構32は斜線部の重心AとBを合成した重心Cの値である55%がペンダの操作量になる。

次にクーラント制御のようにアクチュエータの影響がペンダやシフトと異なり局所的なものでは、第15図に示すように、第24図(a)の波形を

メモリ要素74, 77, 78に記憶する。メモリ要素に記憶された波形の1部(第24図(a)の④参照)はパターン認識機構33、指令発生機構32で処理され、クーラント制御装置30の1個のノズルAを制御することにより冷却液の量が制御され、ロールが平坦化するのである。

さて、ノズルAに対応する第21図の $x_{i-1}^0$ の両隣り $x_{i-2}^0$ ,  $x_{i+1}^0$ の値と比較した時に、 $x_{i-1}^0$ が大きければ、中心部大という結論185が第22図から得られる。一方、 $x_{i-1}^0$ ,  $x_{i+1}^0$ の関係として $x_{i-1}^0 - x_{i+1}^0$ が正であれば、 $x_{i-1}^0$ は増加傾向になるので微係数が正となり、前提部186と一致し、その結果、クーラントをONする。その程度は大(B)である。その結果、 $x_{i-1}^0$ ,  $x_{i+1}^0$ が殆ど変化しなくなるのである。

ノズルAの制御が終わると、第15図のメモリ要素74, 77, 78, 79の内容を夫々1個ずつシフトする。その結果、パターン認識機構33に入力される波形は、第24図(a)に⑤で示した領域が入力され、処理33, 32を実施し、ク

ーラント制御機構30の1個のノズルBが制御される。

このように処理を行うと第24図(a)のパターンから出発し、更にメモリ内容をシフトすると、第24図(a)の波形がメモリ72に再現する。前回、第24図(a)のパターンをメモリ72に記憶してから一定時間経過後に第15図のメモリ要素74の内容をメモリ要素79へ移し、メモリ要素74に形状検出機構34の波形を記憶させる。

更に、メモリ72と入力層51の間に、第14図で示した演算機構510を設けると、波形の変化速度等でも制御できるようになるのは第14図からも自明である。

次に、パターン認識機構33に基準となるパターンの学習方法について述べる。

第19図の波形82や83を第11図の入力パターン発生機構65で生成し、入力層51へ出力する。このパターンは、入力パターン発生機構65のメモリに書込むか、又は、第2図の記憶機構35に記憶されたパターンを用いる。入力層に

入力された信号は中間層39, ..., 47を介し、出力層50から出力として現われる。この時中間層の重み関数 $w_{ij}^1$ は初期値であり、出力パターン発生機構67からは、入力パターン発生機構65の出力と対応して、パターン認識機構33より出力して欲しいパターン(例えば、入力パターン発生機構65が標準パターンであり、出力層50の出力端子1本をその標準パターンに割当てると、割当てられた出力端子が1となり、その他の端子が零になるようなパターン)を突合せ機構66に入力される。学習が完了しない時には、出力層50の出力パターンと、出力パターン発生機構67の波形が異なっている。その結果、突き合わせ機構66の出力はパターン相違の度合に応じた出力を出す。この値、偏差の2乗平均を求めれば、偏差のパワースペクトラム等が求まる。上記偏差に応じ、出力層に近い中間層49から順次、入力層51に近い中間層39迄、重み関数 $w_{ij}^1$ を変更する。重み関数 $w_{ij}^1$ の変更方式は種々の方法が考えられるが、上記偏差を最小値になるよ

うにするという最適化問題で、例えば最急傾斜法等を利用する。具体的な方法として、着目する重み関数 $w_{ij}$ を上の方へ微少変動させ、その結果、偏差値が変化する方向をみて、減少する方向へ重み関数の値 $w_{ij}$ を移動するとともに、移動量は、偏差値の変化が小さい時は大きく、反対に偏差値の変化が大きい時には移動量を小さくする。また、入力層に一番近い中間層39の重み関数 $w_{ij}$ の変更が終了した時点で、再度突き合わせ機構66の偏差値をチェックし、その値が許容誤差範囲になった時に学習を終了する。

この制御は学習制御機構68で実施される。随、この学習した結果をパターン判別に利用するパターン認識機構33は何故パターンの識別ができるか、学習が何故旨くいくのかという動作が解明されていないが、重み関数の数が、入力と出力の数に比べて多くなっており、その値の自由度が有り、多少値が狂っても、又多くのパターンを記憶させても、良好な認識結果を得ることができると云われている。

これら出力パターン発生機構67と制御対象シミュレータ80の出力を夫々学習機構36の出力パターンと入力パターンとする。

このような構成の制御方式はパターン認識機構で対象の波形を抽象化し、制御機構であいまい性を含む制御が実施できる。

なお、本発明の具体例として圧延機システムを用いて実施例を説明してきたが、制御対象1、各種アクチュエータ26、27、28、29、30、31は圧延機システムに限定する必要はなく、一般の制御対象やアクチュエータ及びコントローラに適用できるのは自明である。例えば、鉄道運行管理システムのように、列車ダイヤパターンを認識し、各種のダイヤ組替えルールに従って、遅れた列車を正常ダイヤに戻すようなシステムの制御に利用できる。即ち、列車の運行をダイヤグラムで表現し、パターン認識機構33で遅れた特徴を抽出する。次に、その特徴量を基に推論機構は、例えば、列車の追越は駅で実施する等の各種ルールを用いダイヤを作成する。その推論機構の結果

一方、この入力パターン発生機構65と出力パターン発生機構67に対し、どのようなパターンを用いたら良い、非常に難しい面が有る。幸い、制御対象1の動作をある動作点近傍で動作させるとモデルを正確に導き出せる方法が制御理論の分野でシステム同定という理論で確立している。但し全動作領域では非線形性が強い対象でモデル化が困難である。

そこで、特定の動作領域でモデルを作り、制御を実施し、その状態で旨くいく制御系の入力と応答の関係をシミュレーションで求め、それを学習用のデータとする。この手順を、制御系の全動作領域に対し、動作点を順次移動し、その時々最適なモデリングと制御指令を求め学習させる。即ち、第16図の制御対象シミュレータ80のパラメータを調整し、特定の動作点で正確にシミュレータ80を動作させる。その後、制御対象が典型的なパターンを発生するように入力パターン発生機構65、パラメータ調整機構81、制御対象シミュレータ80、指令発生機構32Aを動作させ、

を受け、指令計算手段53は、個別の列車の運転指令を発生する。アクチュエータである列車は、前記指令に従って運転する。

第25図に本発明の次の応用事例であるセンジマミルの形状制御について述べる。制御対象1のセンジマミルは、ワークロール1001、第1中間ロール1002、第2中間ロール1003、及びAS-Uロール1004から構成される。AS-Uロールは分割ロール1005、軸1006、サドル(Saddles)1007から構成される。圧延材23のロール軸方向の形状は形状検出機構34で検出され、前記特徴抽出機構8を構成するニューロコンピュータに入力される。特徴抽出機構の出力は、確信度として前記制御機構6を構成する指令発生機構32へ入力される。この場合、指令発生機構32はファジィ制御の演算を実施する。ファジィ制御演算の結果は指令としてアクチュエータに出力する。アクチュエータはSaddles1007を動作させ、その結果軸1006が変形し、圧延材23の形状を制御する。

第26A図にセンジマミルの軸方向の断面図を示す。圧延材23とワークロール1001が接触し、ワークロール1001には第1中間ロール1002が接触し、第1中間ロール1002にはAS-Uロール1004の分割ロール1005が接触し、前記分割ロールの軸1006は、ベアリングを介して取り付けられた、Saddles 1007を操作することにより変形する。

第26B図に前記 Saddles 1007の操作による軸1006変形が分割ロール1005、第2中間ロール1003、第1中間ロール1002、ワークロール1001を介して圧延材23を変形させる。その結果を強調して描いたのが動作波形である。

第26C図には、ロールの端部に傾きをつけた第1中間ロールの動作時における圧延材23の動作波形を示す。すなわち、軸方向に第1中間ロールを移動させると、ロール軸の傾きが有る場所は、圧延材に荷重がかからなくなる。その結果、圧延材の端部が厚くなるのである。

2が0になるように、教師信号67から出力線1013が1、出力線1014が0である出力がでる。学習が終了する前は、出力層50の出力線1011、1012はそれぞれ1、0でないので、加算器161の出力には教師信号との偏差 $e_j$ が現われ、第11図に述べたように学習制御機構68が、偏差 $e_j$  (但し、 $j=1, \dots, n$ ) が零になるように、第3図の重み関数 $w_{ij}$ を変更する。その結果、凹1010-aが入力されると、出力線1011、1012の値が、それぞれ1、0になる。

次に、凸1010-bを入力し、教師信号67の出力線1013、1014がそれぞれ0、1になる様に学習する。

第28図に、記憶させるべき波形を全て学習させた後のニューラルネットワークの動作を示す。形状検出機構34の出力波形1010-cには、凸1010-aの成分が30%、凹1010-bの成分を60%含んでいると仮定する。前記出力波形1010-cがニューロコンピュータである

第27A図～第27D図にもう一度ニューロコンピュータの構成と動作例を示す。第27A図はニューロンの構造を示し、入力 $x_i$ は荷重 $w_{ij}$ を介し加算器44に入力され、加算器44の出力 $y$ はロジック関数器45に入力され、該ロジック関数器45を経て出力される。ロジック関数の入力 $y$ と出力 $z$ の関係は以下の式で表される。

$$z = 1 / (1 + [\exp(-y)])$$

第27B図はニューロコンピュータの概要を示す。入力信号1010は入力層51の入力セル37に入力され、入力層51の出力は中間層39を経て出力層50より特徴量として出力される。出力パターン発生機構67の出力と、前記出力層50の出力が加算器161に入力され、加算器161の出力である偏差が、学習制御機構68に入力され、ニューロコンピュータの学習が実施される。

次に、第27C図、第27D図に学習の過程を示す。すなわち、学習時で入力端子が凹1010-aの時、出力線1011が1で、出力線101

パターン認識機構33に入力され、パターン認識機構33から、パターン凸1010-a、パターン凹1010-bの確信度がそれぞれ0.3、0.6であると出力される。一方、オペレータには「動作波形が凹ならば中央部のAS-Uロールを操作する」等のノウハウが有る。前記ノウハウに対応するのが、ファジイ推論ルール148に記載されている「前件部」凹型ならば、「結論部」AS-Uロールの $i, j$ 番目を動作させる」というルールである。前記、特徴抽出機構の出力は、ファジイルールの前件部の確信度に対応する。ファジイ制御は、個々の推論ルールの結論部を合成させ、各アクチュエータの指令を決定する。すなわち、ファジイ制御は第2図の指令発生機構の機能に対応する。

次に、第29図にファジイルールとしてオペレータのノウハウ以外に、実際のアクチュエータ動作波形を求めて制御する場合の例を示す。オペレータは、第1図のマンマシンインターフェース7を用いて個々のアクチュエータ2を操作する。例

えば第29図の場合、個々の Saddles 1007を操作し、AS-Uロールを動作させる。その結果、板厚形状が変化し、動作波形1015が得られる。この動作波形は、第2図の記憶機構35に記憶される。学習機構36、前記記憶機構35に記憶された動作波形から、アクチュエータを操作することによって、目標とする形状が得られる制御可能な波形1016が含まれる成分を求め、パターン認識機構33のニューラルネットワークに学習させる。

すなわち、この場合の制御可能波形1016とは、目標形状から動作波形1015を差し引いたものである。

実際の操業時には、操業波形1017がパターン認識機構33に入力され、パターン認識機構33は操業波形1017に含まれる制御可能波形1016の成分を第28図のファジイ推論の結論部の合成処理1018に入力される。ファジイ結論部の合成処理の出力はアクチュエータ2に入力され、所望の圧延材を得る。

前記自己調整機構11には、マンマシンインタフェース7であるオペレータ操作盤からの起動信号と上位系201からの運転条件等が入力される。

第31図は、制御機構6を詳細に説明するものである。制御対象1、アクチュエータ2からの状態はセンサ3を介してフィルタ200、制御機構6の比較器202に入力される。比較器202では自己調整機構11の出力である目標の一部の目標状態とセンサ3から送られる前記状態の差である状態偏差が生成され、コントローラ203に入力される。コントローラ203は例えば最適レギュレータ等の制御則で設計される。

コントローラ203の出力である制御指令は加算器204、自己調整機構11に出力される。加算器204は、自己調整機構11からの目標値と、制御指令を加算し指令を生成する。前記指令は、フィルタ200、コントローラ205に入力される。コントローラ205とコントローラ203は古典又は、アドバンス制御理論によって決定できるものである。

このような構成にすると、曖昧性の有るオペレータのノウハウを取り入れて制御できると共に、実際にアクチュエータを操作してその動作波形から制御を行うことができ、従来のモデルを活用した制御より簡単で、良好な制御が可能となる。

一方、圧延機の板厚制御のように制御対象のモデル化が比較的正確に行われている制御システムでも、経年変化、制御対象の非線形性等により制御がうまくいかなる場合がある。第30図に制御システムの経年変化等がある場合の制御システムを示す。

制御対象1及びアクチュエータ2の状態はセンサ3を介して制御機構6、フィルタ200に入力される。フィルタ200は第1図に示した特徴抽出機構8の一種である。フィルタ200の役割は特徴を抽出したり、ノイズを低減したりする。第1図との相違点は、指令もフィルタ200を介して自己調整機構11に入力される。フィルタ200及び、制御機構からの出力である状態a、制御状態が自己調整機構11に入力される。

なおここでは、比較器202で、偏差値系として制御系を扱い、加算器204でレギュレータ問題として制御系を扱う。当然、制御系を絶対値系で記述した構成や、サーボ問題として記述する系もあるが、本質的には、絶対値系は偏差値系で、サーボ問題はレギュレータ問題で記述できるので、このような仮定は一般性を失わない。

第32図は、自己調整機構11の詳細構成図である。制御機構6からの出力制御指令は、フィルタ206を介して評価機構207に入力される。評価機構207は制御指令の値が許容範囲を超えるか否かを監視し、許容範囲を超えたときに学習機構36を起動する起動信号を発生する。

コントローラ203の出力である制御指令はフィードバックにより外乱、制御システムのモデル誤差、非線形性、経年変化等に起因する制御対象1の目標値からのずれを補正するものである。すなわち、制御指令は誤差を増幅し、制御対象1を目標状態へ引き戻す役割を果たしており、理想は制御指令が零になることである。

ここで、ランダムな外乱による誤差は、フィルタ200を通すことにより除かれ、状態aは、モデル誤差、経年変化等ある方向性を持ったもの、すなわち、オフセットの様なものとなる。前記状態aの値が大きくなると、制御系の動作点を変更する必要がある。なぜならばコントローラの出力は飽和するのが普通で、例えば、オフセットが大きくなり飽和値に近付くと、外乱が入ってもコントローラ出力が飽和し、外乱に対応できなくなる。

評価機構207の役割は、例えば、フィルタ206の出力の制御指令の2乗平均等を監視してある値を超えたときに、動作点を変更するように学習機構36に起動信号を発行する。

前記学習機構36はオペレータ操作盤7からの起動信号又は、前記評価機構207からの起動信号により起動される。なお、オペレータは、制御対象1の動作を監視し、経験と勘から手動でアクチュエータを操作し、制御対象を理想状態に持っていく。第30図に示すようにオペレータの操作は、手動操作指令として制御機構6に入力される。

最適点となり、コントローラaは外乱に対応することになり、大きな外乱が入っても、オフセットを補償する必要が無いので、制御できる範囲が拡大できる。

第33図に本実施例を圧延機板厚制御に適用した場合の動作概要を示す。

始めに、信号の流れを、実線で表した通常動作を説明し、次に、破線で表わした学習時の動作を説明する。圧延機は非線形性が強いため、直接線形制御理論を適用するのは困難である。そこで、上位系201が母材板厚、製品板厚、鋼種、鋼材等の運転条件がセットアップデータとしてニューラルネットワーク208に入力される。ニューラルネットワーク208は予め学習が済んでいると仮定すると、前記入力に応じて、圧延機の動作点を決める目標値と、圧延機の動作点における圧延機の動作状態である目標状態を夫々加算器204、202へ出力する。

加算器202は、前記目標状態から圧延機の動作状態を引いて制御偏差を生成し、該制御偏差が

この手動操作指令は強制的に第31図の目標値を変更するものである。

起動された学習機構36は、前記フィルタ200からの状態aと、上位系201からの運転条件を受けてニューラルネットワーク208のパラメータを変更する。

学習時におけるニューラルネットワーク208の入力は上位系201からの運転条件等で、出力は状態aである。なお、状態aは第31図に示すように、状態と指令から作られる。

学習終了時には、ニューラルネットワーク208の出力である目標は制御対象の動作点を支持する目標値と、目標値が入力されたときの制御対象1の理想状態である目標状態である。ここで、理想状態とは制御対象1が外乱の影響を受けないときの制御対象とアクチュエータの状態である。

なお、ニューラルネットワーク208と学習機構36を合わせて、ニューロコンピュータ209という。

このような構成にすると、制御機構の動作点が

第31図のコントローラb203に相当するDDC制御系210に入力される。

DDC制御系210はレギュレータの設計アルゴリズム等により設計され、制御偏差をフィードバックし、指令偏差を決定する。

加算器204は前記目標値と指令偏差を加算し、圧延機のアクチュエータ2へ出力する。ここで、第31図では指令がコントローラaを介してアクチュエータに入力されているが、第33図ではコントローラaのゲインが1であるとする、第33図と、第31図は等価である。

この時、ニューラルネットワーク208の係数が最適であれば、DDC制御系210は外乱に対して動作することになる。

ところで、ニューラルネットワーク208の出力が最適でない場合、その誤差分が制御偏差として現われ制御指令偏差の値が大きくなる。この時、外乱による指令偏差は平均値的、又は、平均パワ一的に零となる。そこで、指令偏差を評価機構207は監視し、例えば、指令偏差の自乗誤差の



値が基準値を超えた場合に、評価機構207は学習機構36を起動する。第2図に示す記憶機構35には学習機構36が起動される時点の、加算器204の出力である指令と、制御対象1である圧延機の動作状態が記憶されており、これらの指令と動作状態を教師信号として、前記セットアップデータを入力とし、ニューロコンピュータ209を学習させる。

ニューロコンピュータを制御に利用するときの難しさは教師信号を与える決定的な方法が無かったことにある。すなわち、入力と、出力の関係が非線形関数で表され、その対応関係は無限に存在する。しかも、従来のニューロコンピュータは使う人間が教師信号を与えていた。しかし、制御変数が多い複雑な系では、教える人間が制御対象の動作を完全に把握できなかったため、最適な教師信号を作り出せなかった。

この方法は、フィードバック制御は外乱やモデル誤差などに起因する誤差を旨く打ち消し、動作点を最適なところに移動する方法であることに着

目し、最適な動作点を得るための指令と、最適な動作点における制御対象の動作状態をニューロコンピュータに学習させる方法である。すなわち、フィードバック制御はその制御可能な範囲で最適な点へ動作点を移動するのである。そこで、その結果を教師信号に用いることで自動的に最適な動作点を決めていくのである。

一方、オペレータは制御対象の動作状態を監視し、不具合点が発生すると、手動介入を行う。最終的には、制御対象の動作は改善され、良い方向に向かう。そのオペレータの操作結果を教師信号とすると、オペレータのノウハウや、直感をニューロコンピュータに反映できるのである。

そこで、オペレータが手動介入で第1図のマンマシンインタフェース7を構成するオペレーションコンソール211を操作する。オペレーションコンソール211の出力は加算器204に印加され、指令が変更される。それらの操作が安定した時点で、制御対象の動作点は最適点、又はその近傍にある。

安定点は、安定に達したというオペレータの判断、オペレータの最終操作から一定時間経過又は、指令偏差の定常偏差の監視等により判断でき、学習機構36を起動する。学習機構起動後のシステムの動作は、前記評価機構207により学習機構36が起動される場合と同じである。

第34図に本発明をエレベータ制御装置に適用した場合を示す。エレベータ乗り駕籠220はカウンタウエイト221とシーブ222を介し、ロープ223でつるべ状になって釣り合っている。シーブ222には電動機223が連結され、電動機223が回転することによりエレベータ乗り駕籠220が上下する。電動機223にはパルスジェネレータ224が接続され、パルスジェネレータ224の出力はセンサ3を構成する位置検出機構225、速度検出機構226に印加される。位置検出機構225、速度検出機構226の出力は速度制御機構227、自己調整機構11、上位系201に相当するエレベータシーケンス制御機構228に入力される。速度制御機構227は、エ

レベータ乗り駕籠220の位置、速度情報及び、エレベータシーケンス制御機構228の情報を用的フィードバック制御則にのっとり電力変換機構229に制御指令を出力する。

電力変換機構229は、速度制御機構227の指令を解釈し、電動機223に供給する電力を制御する機構である。前記電力変換機構229は、対象とする電動機の種類により、インバータ、コンバータ、位相制御、サイクロコンバータ等が考えられる。

一方、エレベータ乗客はホールに配置された呼びボタン230、231、又は、乗り駕籠内の行き先ボタンを操作し、これに従って、エレベータシーケンス制御機構228はエレベータ乗り駕籠の行き先位置と減速開始位置等を決定する。

ところで、エレベータは非線形性が強く、例えば、特定の階を通過するとき振動する。振動が発生すると、速度制御機構227の制御指令は、制御偏差が増大するため大きくなる。その結果、第32図に示す構成の自己調整機構11は速度制

御機構 227 の制御指令の 2 乗平均の値がある基準値を超えたことを判断し、その動作の前後のエレベータのセンサである位置検出機構 225、速度検出機構 226 等の情報を記憶している記憶機構 35 の情報を教師信号として学習機構 36 が動作する。

学習機構 36 が学習を終了し、エレベータが振動が発生する条件になると、自己調整機構 11 により速度制御機構 227 への速度指令を補正する。

以上の動作を第 35 図に図式的に示す。エレベータシーケンス制御機構 228 はエレベータの乗り遅電 220 やホール鉤 230、231 の乗客による操作で、エレベータを走行させるための速度指令を自己調整機構 11 を介して速度制御機構 227 に入力する。エレベータが特定の階床を通過するときに振動が発生すると、速度制御機構は偏差に応じて制御指令が発生し、電力変換機構 229 を制御する。電力変換機構 229 は電動機 223 の回転速度を制御する。その結果、パルスジェネレータ 224、速度及び位置検出機構 22

5、226 を介して速度カーブが得られ、この速度カーブは速度制御機構 227 が動いているので、エレベータシーケンス機構 228 から出力された速度指令よりは理想とする速度指令になっている。この速度指令を発生させるために、速度制御機構 227 の制御指令の値が大きくなっているため、自己調整機構 11 が動き、学習を行う。この時の教師信号には、速度検出機構 225 から得られた速度カーブと、振動が発生する条件、例えば特定階を上昇、又は、下降等の条件も入力される。自己調整機構 11 は、速度制御機構 227 の出力の制御指令が最小になるように上記振動が発生する条件が入力されたときに前記の速度カーブを速度制御装置 227 に出力する。

第 36 図に本発明を電車の制御に適用する場合の 1 例を示す。電車 250 は架空線 251 と、線路 252 から電力を供給されて走行する。運行管理システム 253 は、電車 250 の位置を列車位置検出機構 254 を介して検出し、列車の位置に対応して信号機 255、速度指令発生機構 256

に指令を発生する。速度指令発生機構 256 は運行管理システム 253 の指示に従い列車制御機構 256 に速度指令を発生する。列車制御機構 256 は、前記速度指令と、列車位置検出機構 254 からの列車速度を用い、列車 250 の速度を制御するのである。ここで、列車位置検出機構 254、速度指令発生機構 256、及び運行管理システム 253 の機能の一部は、列車 250 に搭載される場合も考えられる。

第 37 図に列車制御機構 256 の概要を示す。列車位置検出機構 254、速度指令発生機構 256 の出力は自己調整機構 11 に入力される。自己調整機構 11 には更に、制御機構 227、電力変換機構 229、パルスジェネレータ 224 の出力が位置又は速度として入力される。自己調整機構 11 からの速度指令と、パルスジェネレータ 224 からの位置及び速度を受けて制御機構 227 は、電力変換機構 229 及び、自己調整機構 11 に制御指令を出力する。電力変換機構 229 は変圧器 257 の 2 次巻線から電力の供給とを受けると共

に前記制御指令を受けて電動機 222 に電力を供給する。前記変圧器 257 の一次巻線にはパンタグラフ 258 と車輪 259 が接続され、架空線 251 及び線路 252 から供給される電力が電力変換装置 229 へ供給される。これら、第 36 図、第 37 図に示すシステム構成は、第 34 図、第 35 図に示すエレベータのシステム構成と同じ構成となる。ここでは、電車の動作について詳細に述べないが、エレベータの場合と同じ動作をする。

また、本実施例では、交流電車の制御について述べているが、直流電車は電力変換機と変圧器の構成が異なるだけで、制御系の本質は変わらないので本発明の考えは、直流電車に拡張できる。

更に、動力分散型の電車について述べたが、動力集中型の電気機関車の制御装置の構成は、電車の制御装置の構成と同じであるので、本発明が電気機関車に適用できることは、自明である。

第 38 図に本発明を自動車の制御に適用する実施例を示す。自動車のエンジン 260 で発生した動力は、変速機 261 を介して車輪 262 に伝達

される。エンジン260はキャブレター等のアクチュエータを介して制御機構227から制御され、エンジン260、変速機261の状態は制御機構227、自己調整機構11に入力される。前記制御機構227はエンジン制御部、変速機制御部からなり、自動車の運転者が操作するアクセル機構263、操舵機構264の操作による指示で制御される。

最近、一定速度で自動車を走行させる自動運転装置が装備される車がある。これは、外部から制御機構227に対し走行する速度を指示する。制御機構227はセンサからのフィードバックを使い一定速度で走行する。

自己調整機構11は、センサ3からの出力と、制御機構227からの情報を受けて、制御偏差が大きくなると自己調整機構が働いて、アクチュエータ2に対する指令を変更する。制御偏差が増大する原因として、経年変化等や、潤滑油の交換、気候変化等が考えられ、これらは複雑に絡み合った非線形制御系となっている。ここでは、これら

自動車の制御系の動作を、前述の圧延機の動作と対応をつけながら説明する。

自動車は、運転者の指示で一定速度で走行する状態を仮定する。運転者は速度計等を見て、速度が下がった場合、アクセル263を踏み込む。その結果、第33図に示した圧延機のオペレータのオペレーションコンソール211の指示と同様に自己調整機構11に対し起動信号を発行したあとの動作となる。ここでは、自動車の特殊性は特にない。

つぎに、第39図に第32図の変形例を示す。非線形性は強いが制御対象のモデルが比較的あっている場合はそのモデルを利用し、誤差を補正する方法が考えられる。上位系201からの運転条件と、フィルタ200からの状態aがセットアップ制御系270に入力される。セットアップ制御系270では目標の状態と目標を設定し、運転条件及び、状態aと目標状態の偏差を状態偏差として学習機構36に出力する。第32図との違いは、ニューロコンピュータ209が絶対値ではなくあ

る基準(セットアップ制御系270で決めた目標値、目標状態)からのずれである偏差値系で動作する点にある。

第40図に圧延機の板厚制御系の動作の例で、第33図の変形を示す。上位系201から運転条件を入力されたセットアップモデル271は、制御対象の目標値と目標状態を出力する。制御対象1の状態はフィルタ200を介し加算器202に入力される。加算器202は上記状態と、セットアップモデルからの目標状態、ニューラルネットワークからの目標状態偏差を加減算し、状態偏差を求める。状態偏差はDDC制御系と、記憶機構35を介し教師信号としてニューロコンピュータ209の学習機構36に入力される。DDC制御系210はレギュレータ問題として制御偏差がゼロになるように動作し、制御指令として加算器272に入力される。加算器272では前記制御指令と、オペレーションコンソールの手動指令が加算され新しい制御指令として加算器204、評価機構207に入力される。加算器204は、制

御指令、前記セットアップモデル271からの目標値、及び、ニューラルネットワーク208からの目標値偏差が加算され、アクチュエータ2に対する指令が生成される。ここで、セットアップモデル271、加算器202、272、204の機能を合わせてセットアップ制御系270と呼ぶ。

このような構成の板厚制御系を備えた圧延装置において、圧延機が動作すると、温度上昇が発生し、潤滑油の摩擦抵抗が減少し板厚が変化する。その結果、目標状態からずれるため、加算器202の出力の状態偏差が大きくなる。DDC制御系210は状態偏差が大きくなったので、その偏差を減少させるように制御指令を発生する。制御指令は偏差を急速に減少させるため、通常は偏差を増幅するので、評価機構207が動作し、学習を開始する。加算器204では、前記制御指令と、セットアップモデル271からの目標値を加算しアクチュエータ2に対する指令を発生する。

次にニューロコンピュータ209の学習過程を説明する。学習機構36の教師信号の入力は上位

系201からの運転条件で、出力は状態偏差と制御指令である。学習が終了するとニューラルネットワーク208の出力は目標状態偏差として加算器202に、目標指令値偏差として加算器204に加えられる。その結果、学習前には、加算器202の出力は、学習後の目標状態の偏差と等しかったが、学習後は、目標状態偏差が引かれゼロとなる。一方指令は、DDC制御系からの出力がゼロであるが、目標値偏差がニューラルネットワークから出力されるので、学習前の制御状態と同じ指令が加算器204から得られる。

#### 〔発明の効果〕

本発明によれば、定性的な知識が定量化され、この定量化された情報によってアクチュエータが操作され、また、制御によって移動した動作点が求められ、該動作点に基づいて制御が行われるので、従来、自動制御システムに導入するのが困難だった定性的な知識が自動制御に導入され、多様な制御対象を十分な制御余裕をもって制御することが可能となった。

24図は入力波形の処理状況の説明図、第25図はZRMILへの適用例、第26A図～第26C図はZRMILの構造図、第27A図～第27D図はニューロコンピュータの学習の具体例、第28図はニューロ特徴抽出及びファジィ制御の具体例、第29図は本発明のZRMILへの適用時の動作波形の一例、第30図は自己調整機能の全体説明図、第31図は制御機構の具体的構成図、第32図は自己調整機構の構成図、第33図は自己調整機構の動作図、第34図は本発明のエレベータへの適用例、第35図はエレベータの動作波形図、第36図は本発明の車両制御への適用例、第37図は列車制御機構の構成図、第38図は本発明の自動車制御への適用例、第39図はモデルを併用する場合の自己組織化の一例、第40図はモデル併用自己組織化の具体例である。

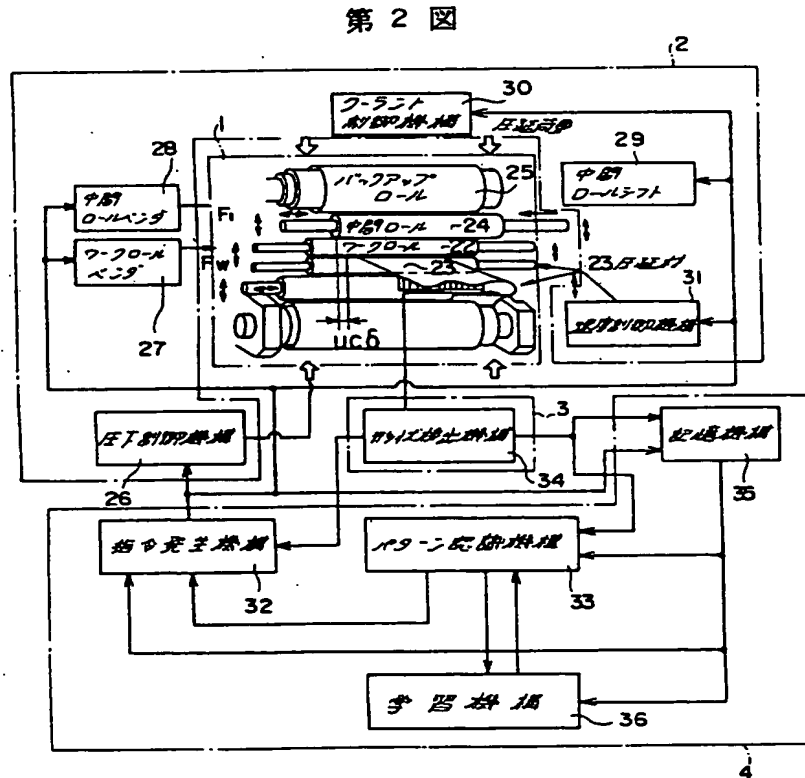
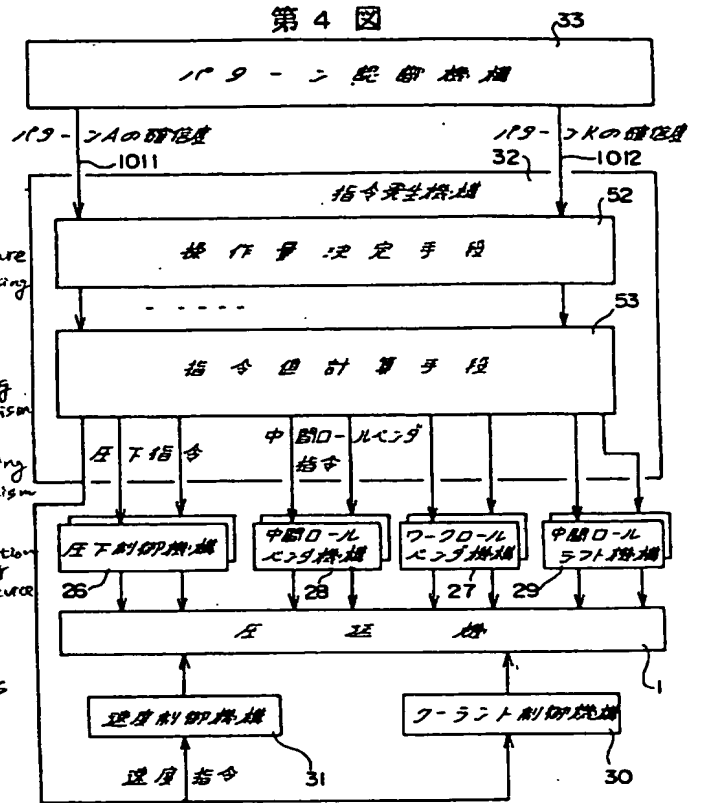
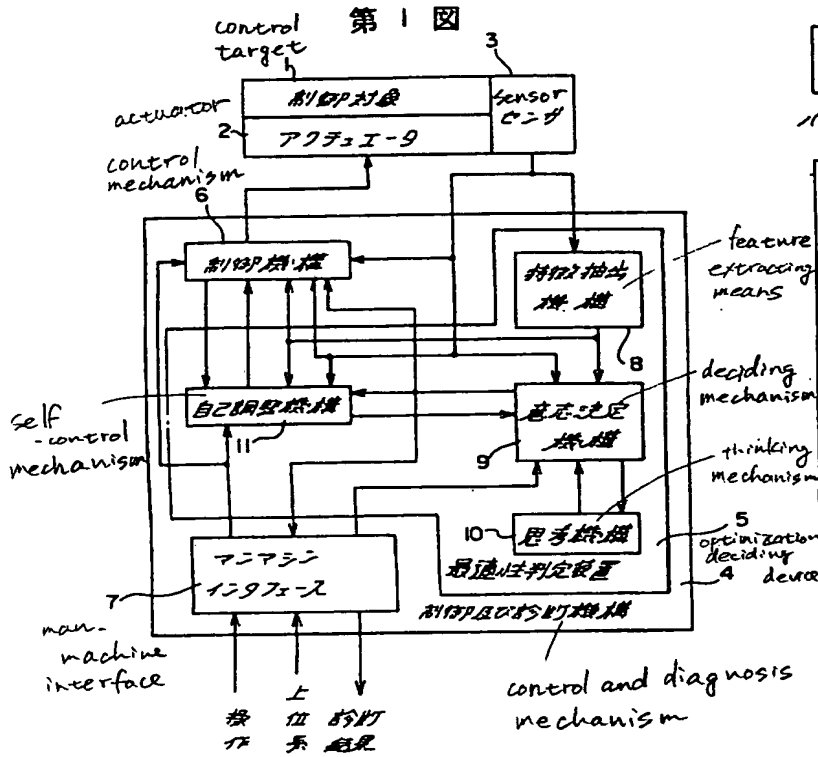
1…制御対象、2…アクチュエータ、3…検出装置（センサ）、5…最適性判定装置、6…制御機構、23…圧延材、26～31…駆動機構、32…指令発生機構、33…パターン認識機構、

#### 4. 図面の簡単な説明

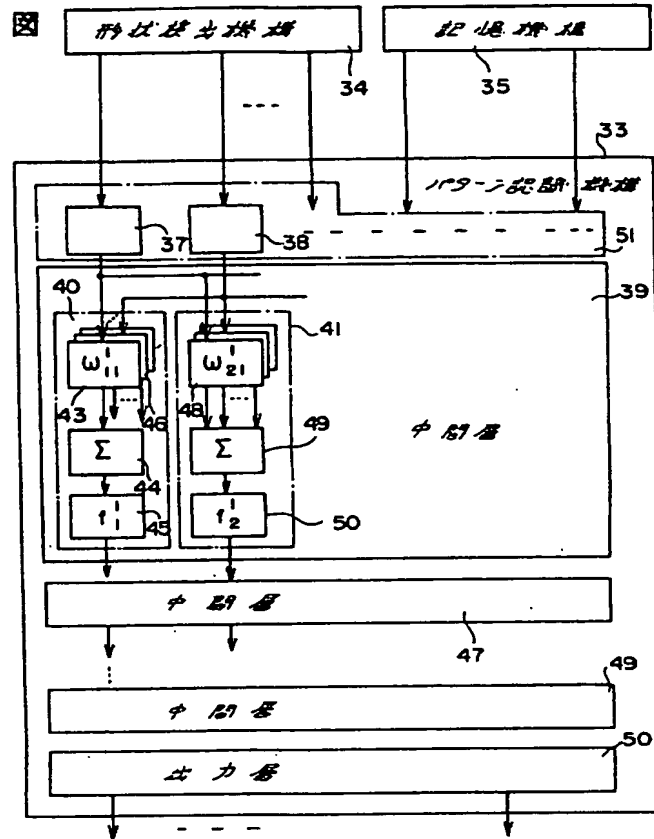
第1図は本発明の一実施例の構成図、第2図は本発明を圧延機制御システムに適用した実施例、第3図はパターン認識機構図、第4図は指令発生機構図、第5図は操作量決定手段の構成図、第6図は知識ベース構成図、第7図は操作量決定手段の動作説明図、第8図はプロダクション機構の動作説明図、第9図は指令値計算手段の構成図、第10図は入力切換え装置の構成、第11図は学習機構の構成、第12図は学習制御機構とノードの荷重関数との関連図、第13図は学習制御機構の基本処理図、第14図は記憶機構の構成図、第15図はパターン認識機構図、第16図は学習機構にシミュレータを備えた時の構成図、第17図はパターン認識機構の動作説明図、第18図は入力パターン例、第19図はパターン認識機構の出力の説明図、第20図、第21図は圧延材の時間的変化の説明図、第22図はプロダクションルールとファジィルールの一例を示した図、第23図は類似度を操作量へ変換する方法の説明図、第

35…記憶機構、36…学習機構、39…第1段の中間層、47、49…別々の中間層、50…出力層、51…入力層、65…入力パターン発生機構、66…比較機構、67…出力パターン発生機構、68…学習制御機構、209…ニューロコンピュータ。

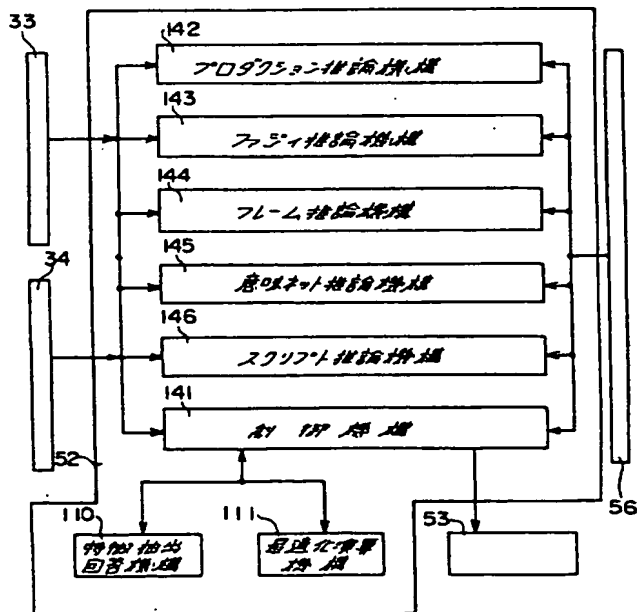
代理人 鷗 沼 辰 之



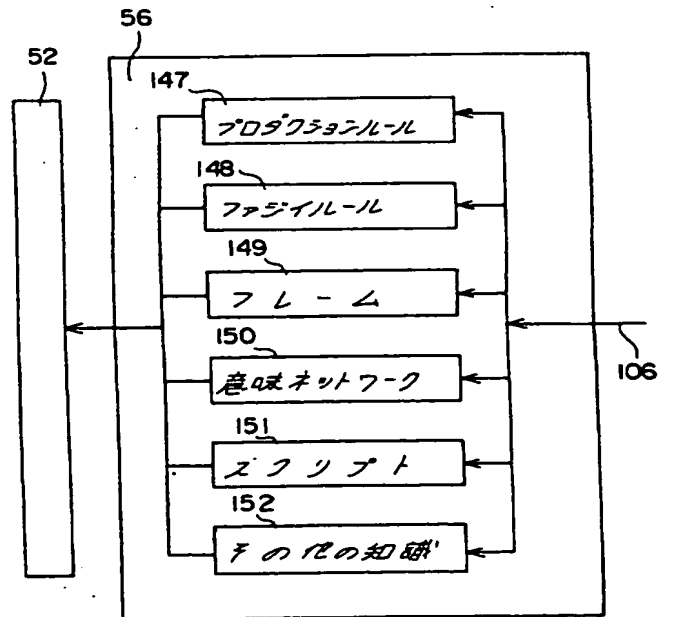
第3図



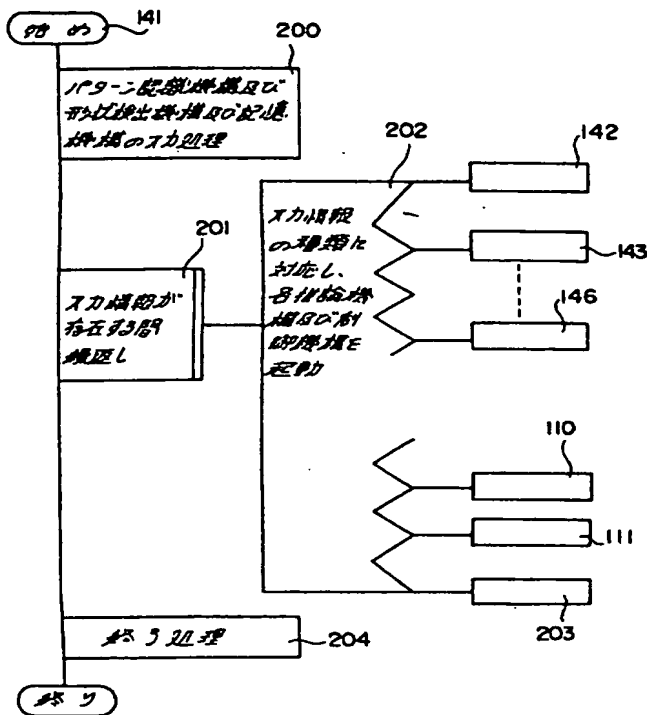
第5図



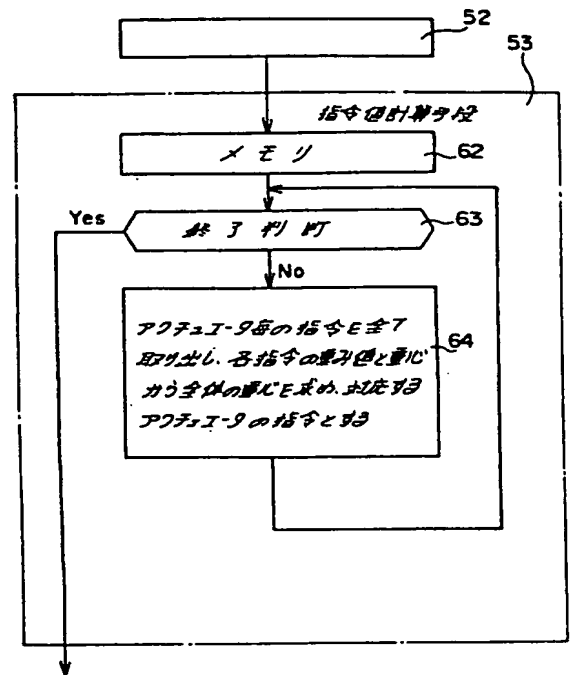
第6図



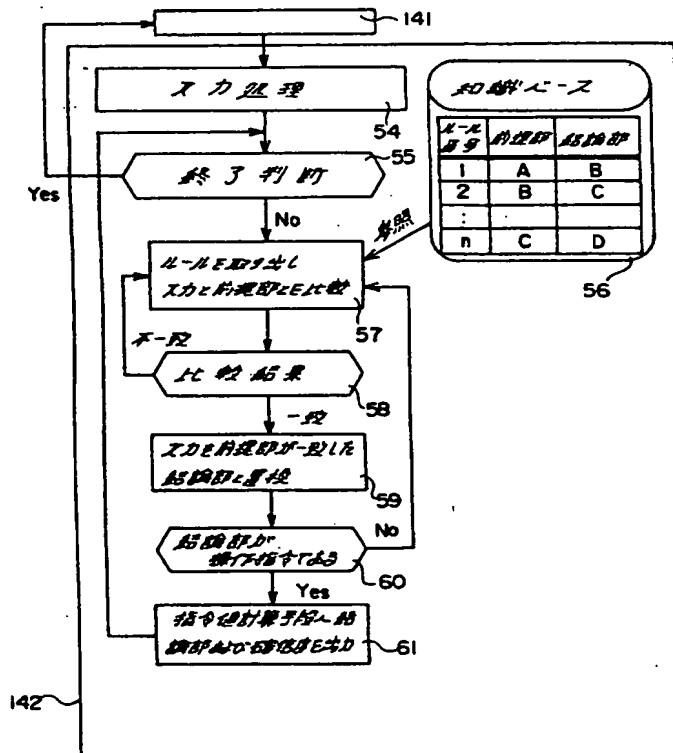
第 7 図



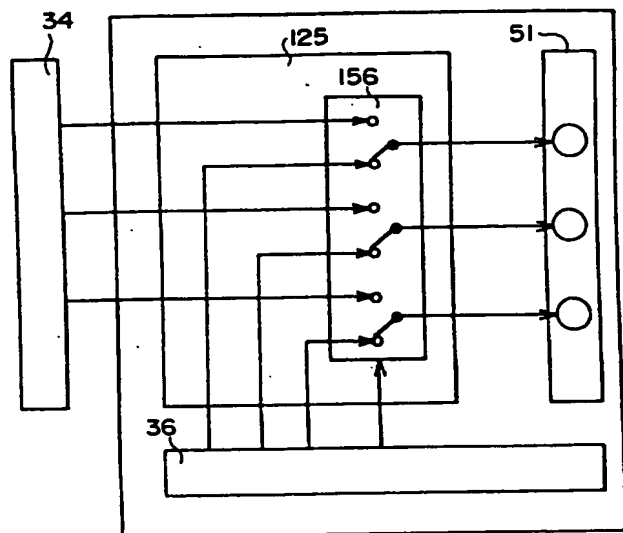
第 9 図



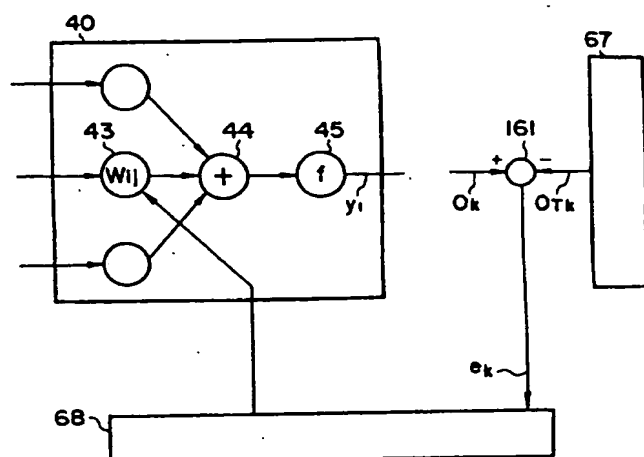
第 8 図



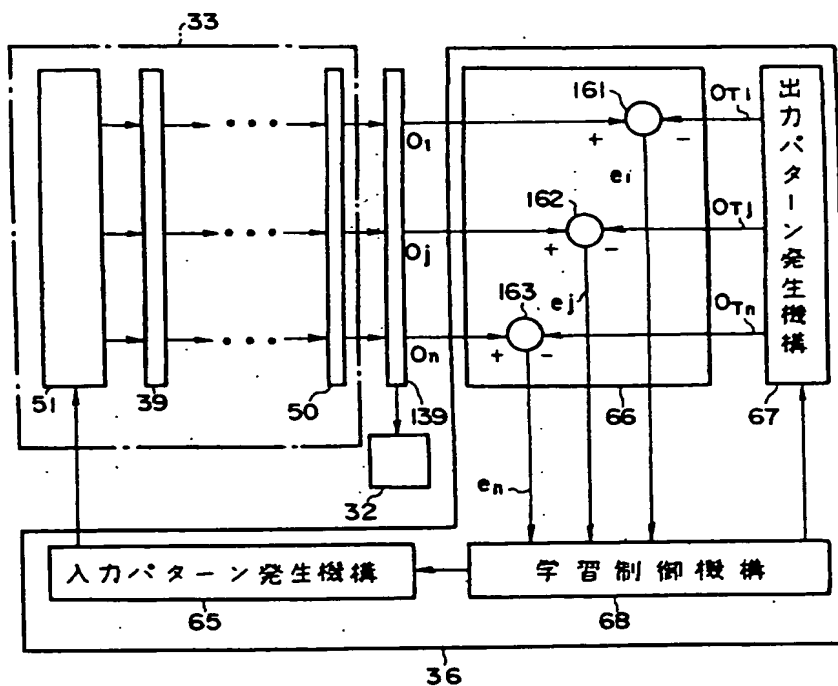
第10図



第12図

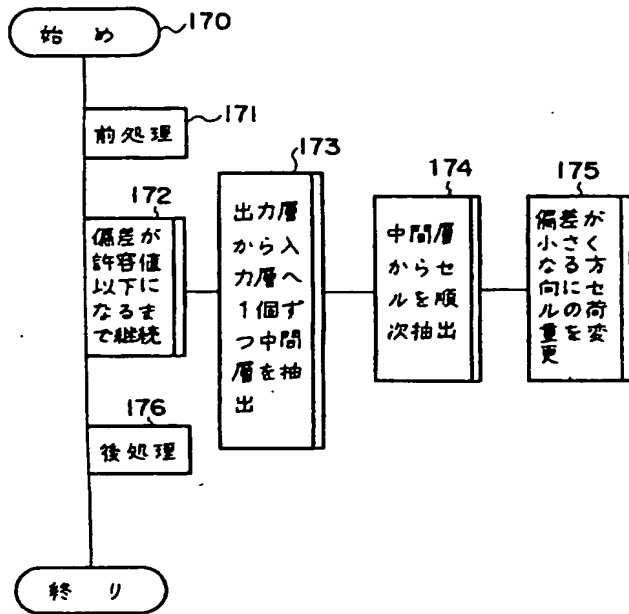


第11図

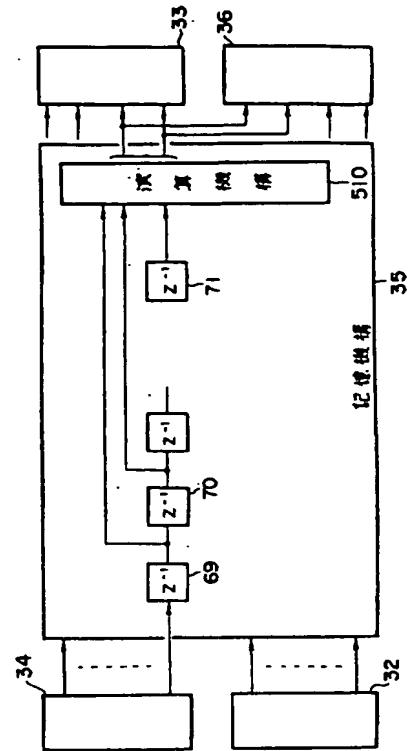




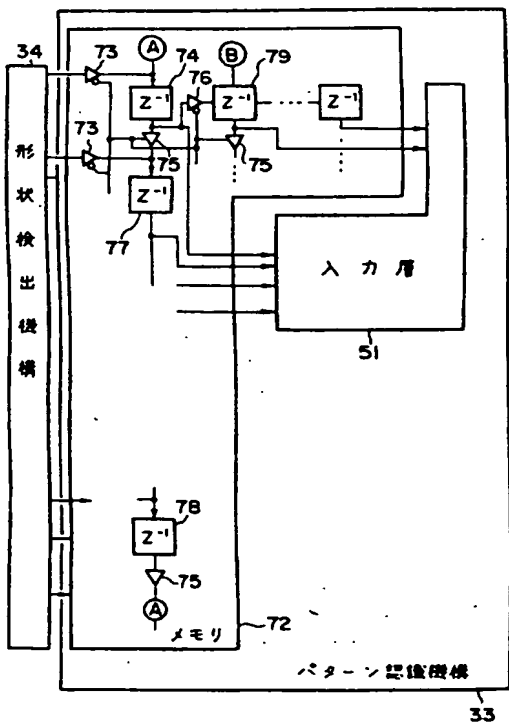
第 13 図



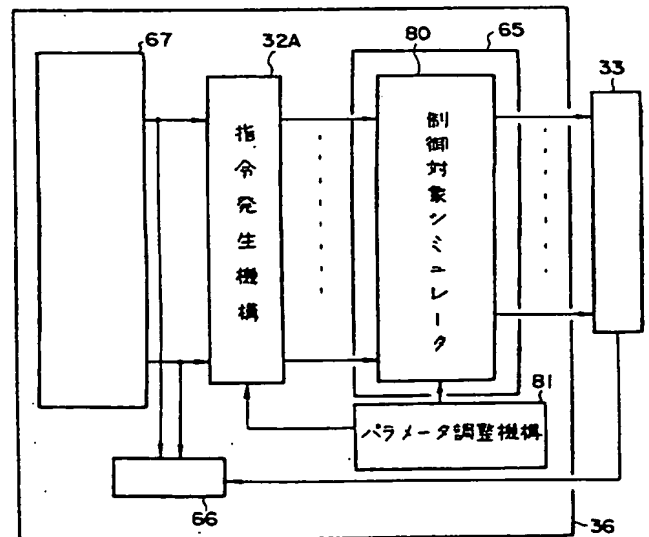
第 14 図



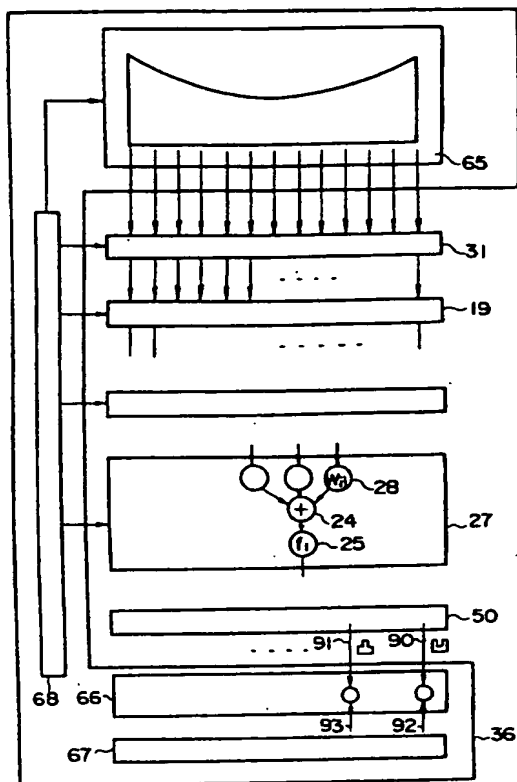
第 15 図



第 16 図



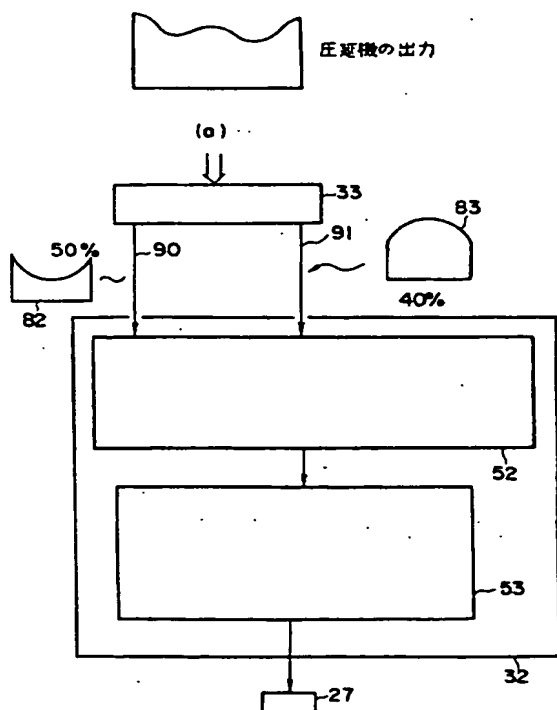
第 17 図



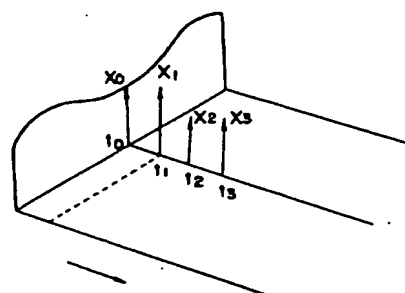
第 18 図



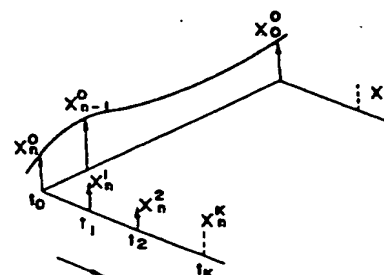
第 19 図



第 20 図



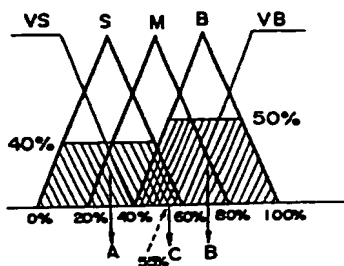
第 21 図



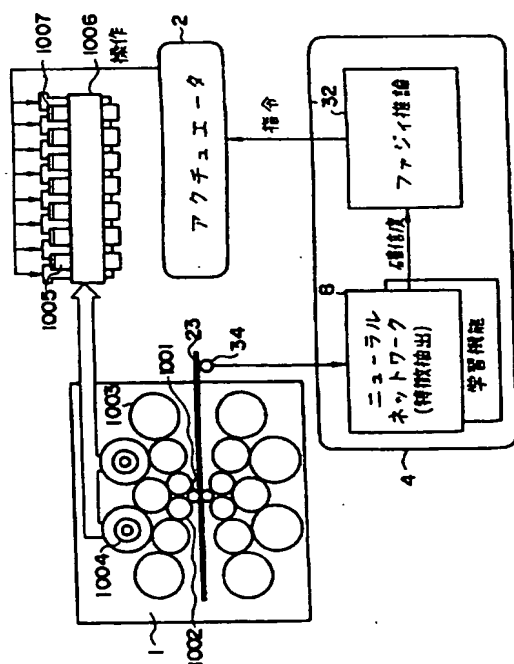
第 22 题

	前 提 部	結 論 部	
180	凹型	ベンダを弱める (5)	181
182	凸型	ベンダを強める (8)	183
184	左右より大である。	中心部大	185
186	中心部大かつ微係数が正	クーラントをオン (8)	187

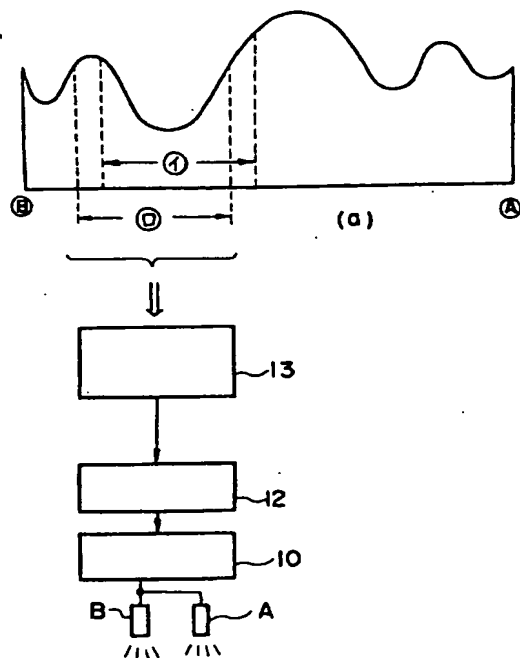
第 23 回



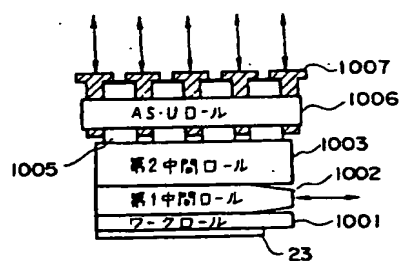
25 题



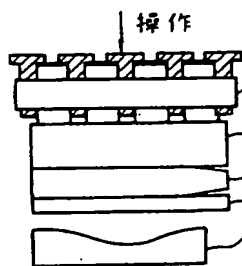
第 24 章



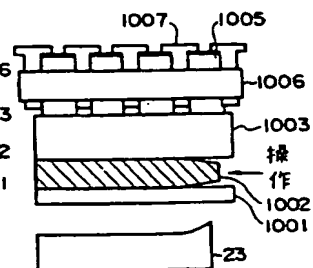
第26A 圖



第 26 B 圖

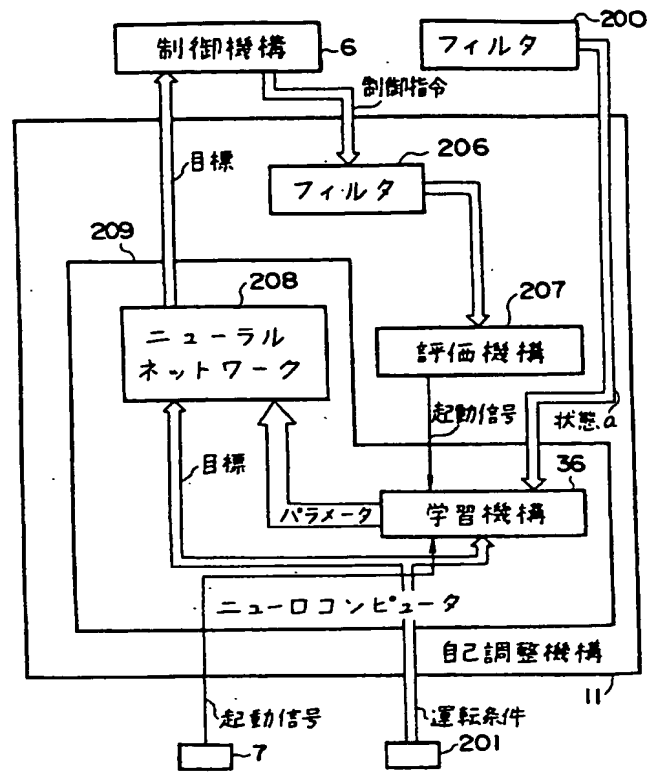


第26C 圖

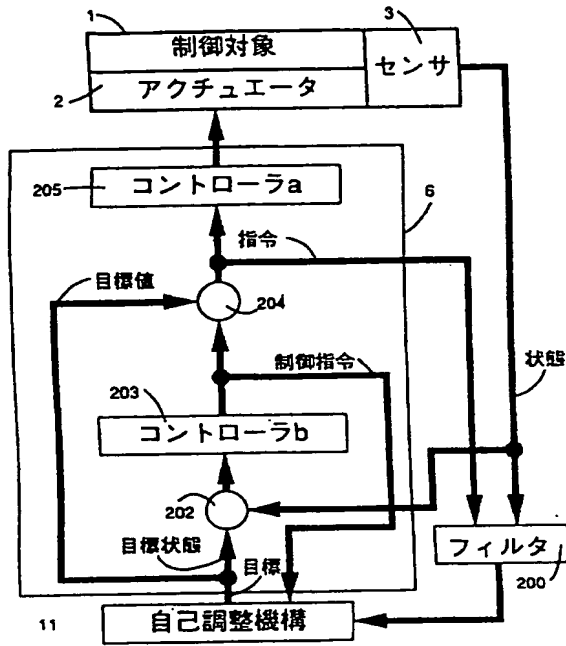




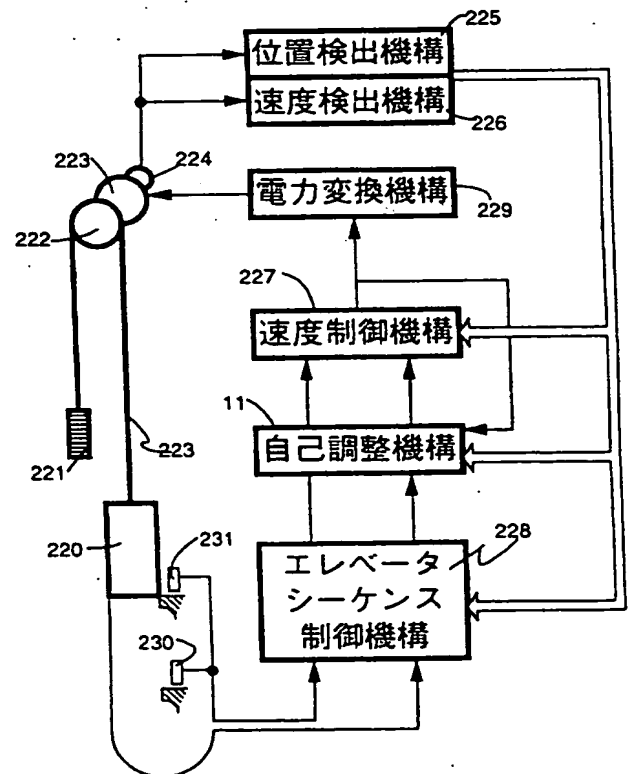
第 32 図



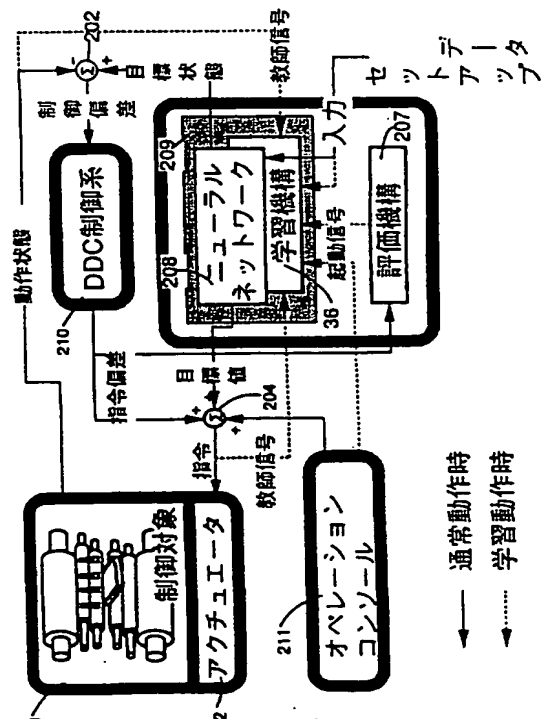
第 31 図



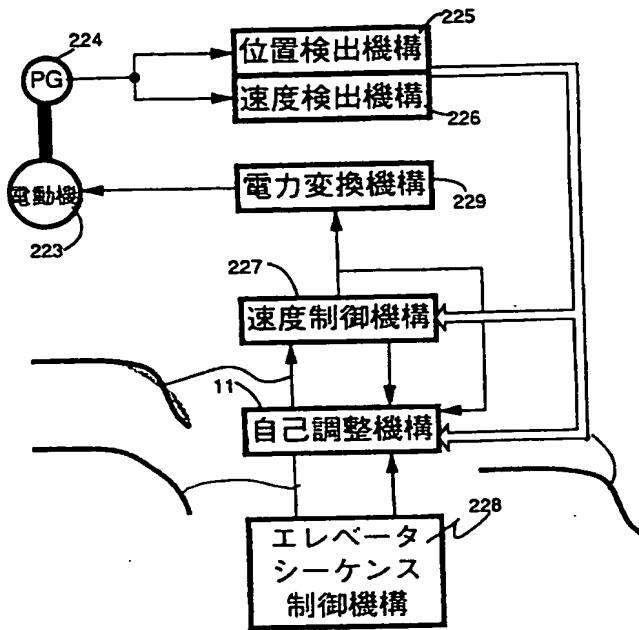
第 34 図



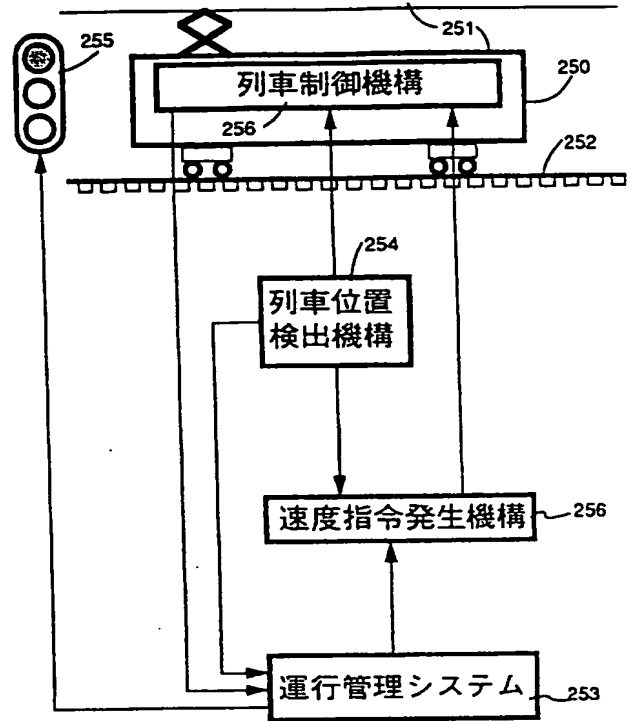
第 33 図



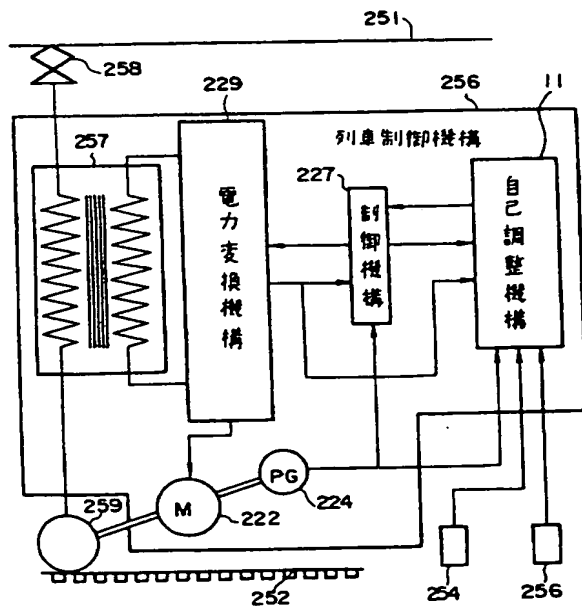
第 3 5 図



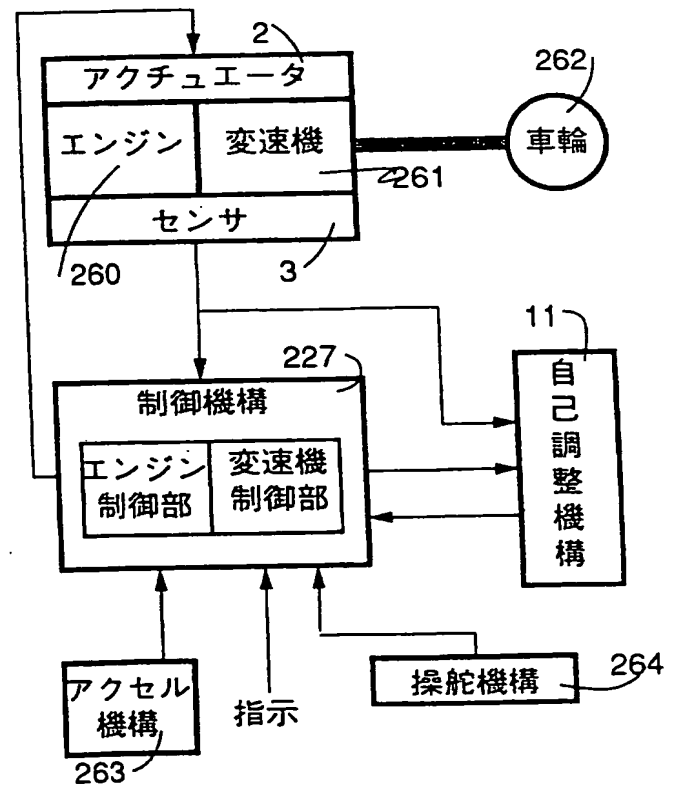
第 3 6 図



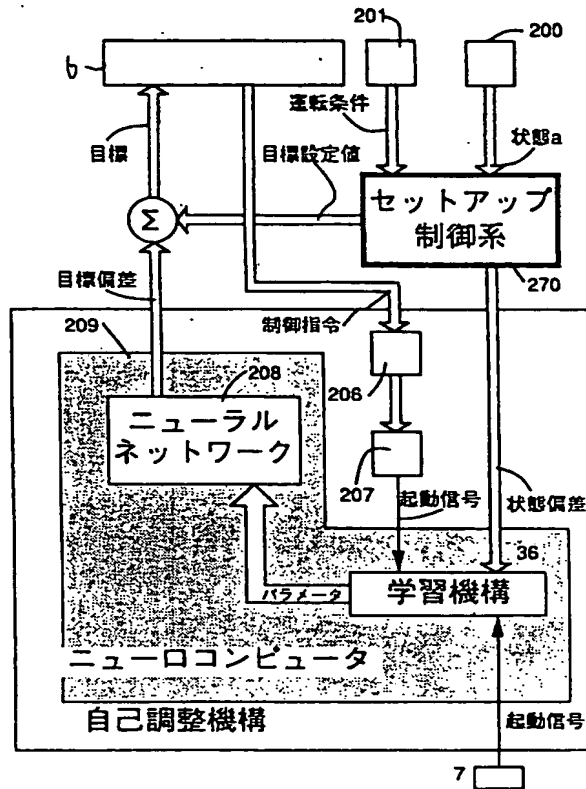
第 3 7 図



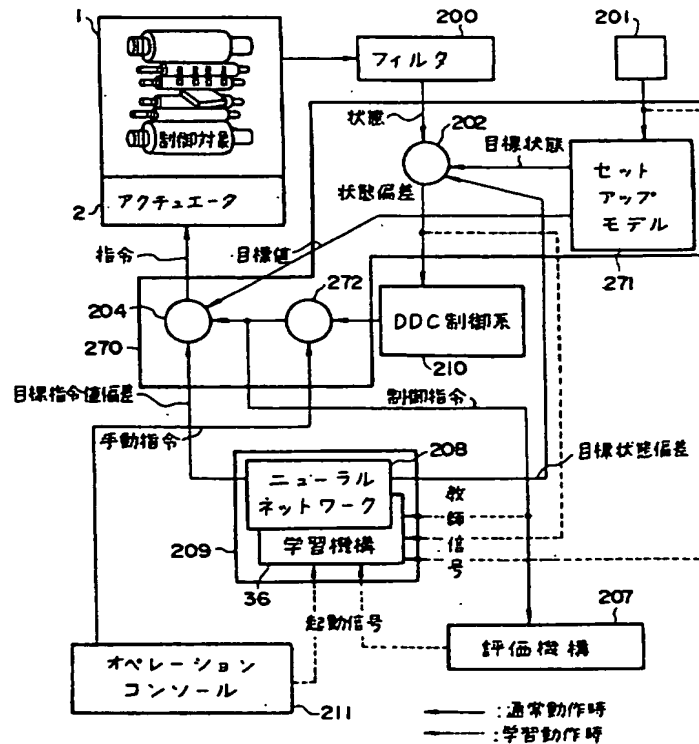
第 3 8 図



第 3 9 図



第 4 0 図



第1頁の続き

⑫発 明 者      中   島                      正   明      茨城県日立市大みか町5丁目2番1号 株式会社日立製作  
所大みか工場内